בינה מלאכותית

- זיהוי סימנים לבאות...

- רעיונות למימוש בינה מלאכותית

בינה מלאכותית

הצעד הבא של האנושות?

שמעון קומרובסקי

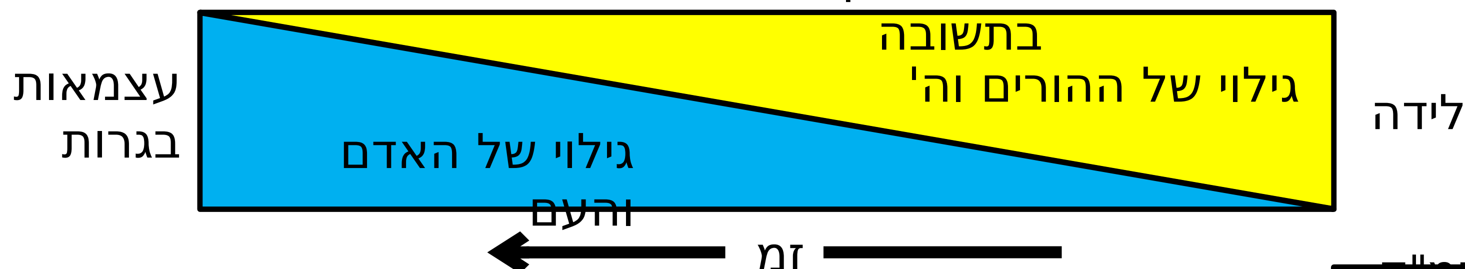
<u>תוכן עניינים</u>

תוכן עיניינים

1. לאן ההיסטוריה מובילה (מבט רחב ← צר)
2. בינה מלאכותית כיום
3. חיבור בין חומר לרוח
4. חיבור בינה לרוח
5. חשיבה טורית ← מקבילה

התפתחות היסטורית

של: תינוק, עם, אדם/חוזר

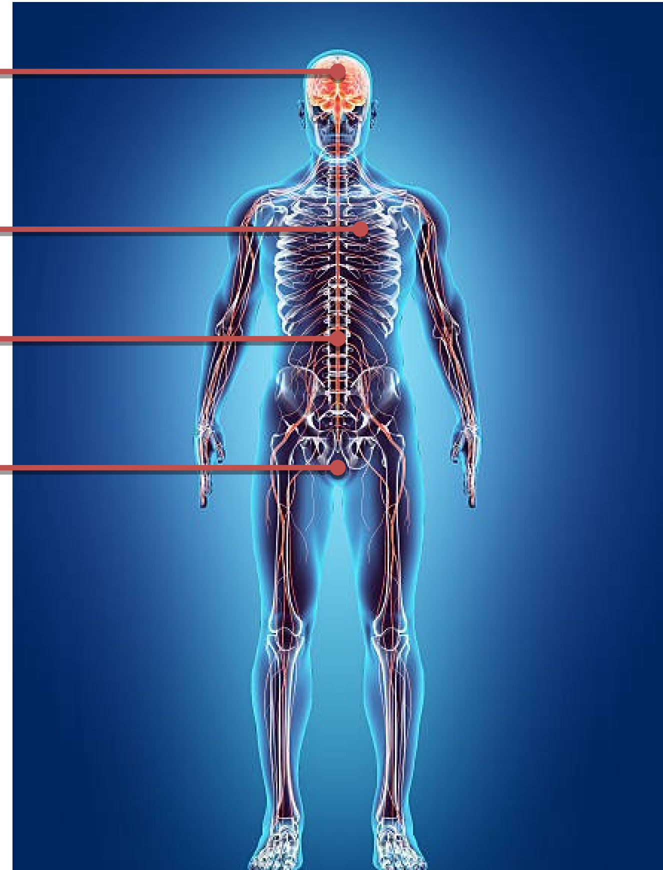


חנוכה, ביהמ"ק
ה2

[illegible]	[illegible]	[illegible]	[illegible]	[illegible]	[illegible]	[illegible]	[illegible]	[illegible]	[illegible]	[illegible]	[illegible]
[illegible]	[illegible]	[illegible]	[illegible]	[illegible]	[illegible]	[illegible]	[illegible]	[illegible]	[illegible]	[illegible]	[illegible]
[illegible]	[illegible]	[illegible]	[illegible]	[illegible]	[illegible]	[illegible]	[illegible]	[illegible]	[illegible]	[illegible]	[illegible]

אימרה/בדיחה (שמעתי לראשונה מתלמיד שלי)

משה: הכל משמיים (-1400)



שלמה: הכל בשכל (-900)

ישו: הכל רגש (אהבה) (0)

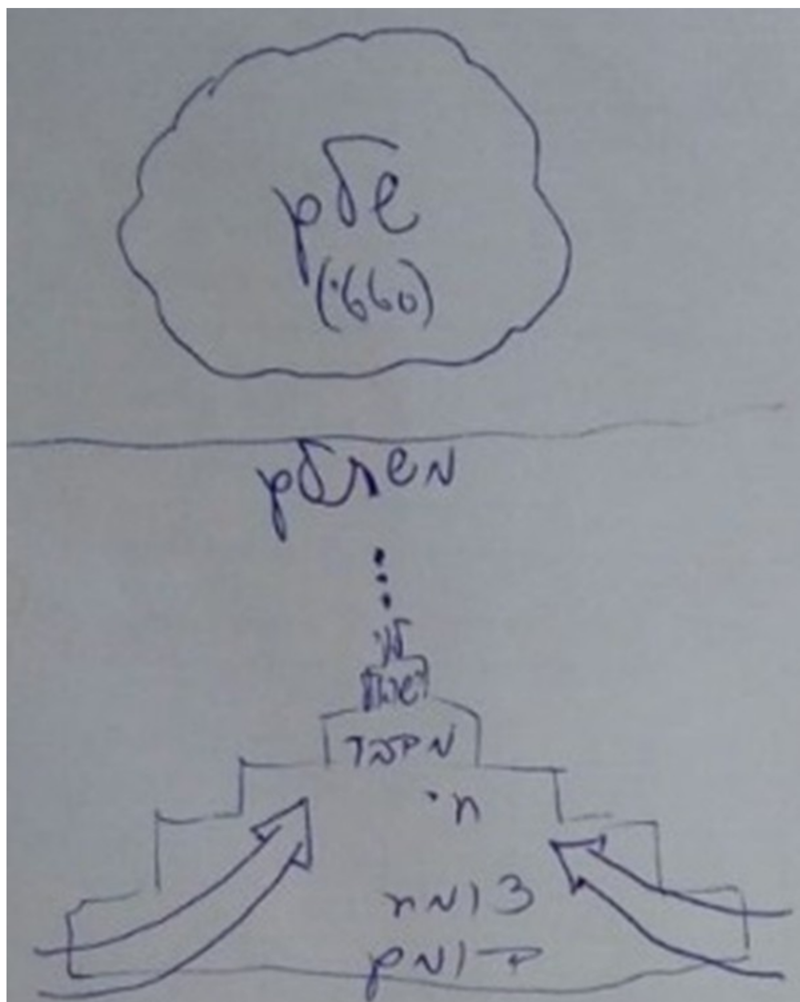
מרקס: הכל מבטן/כבד (תאוות אוכל/ממון) (1850-1890)

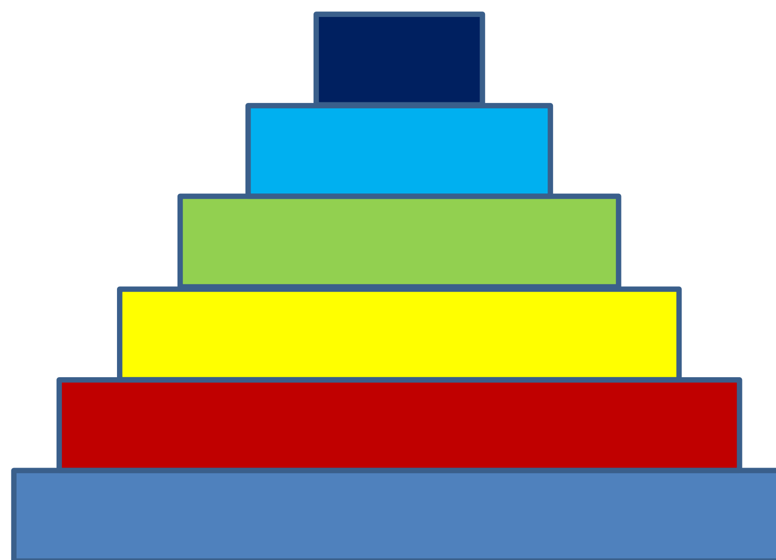
פרויד: ... (תאוות מין) (1880-1900)

איינשטיין: **הכל יחס** ☺ (-1900) (1920

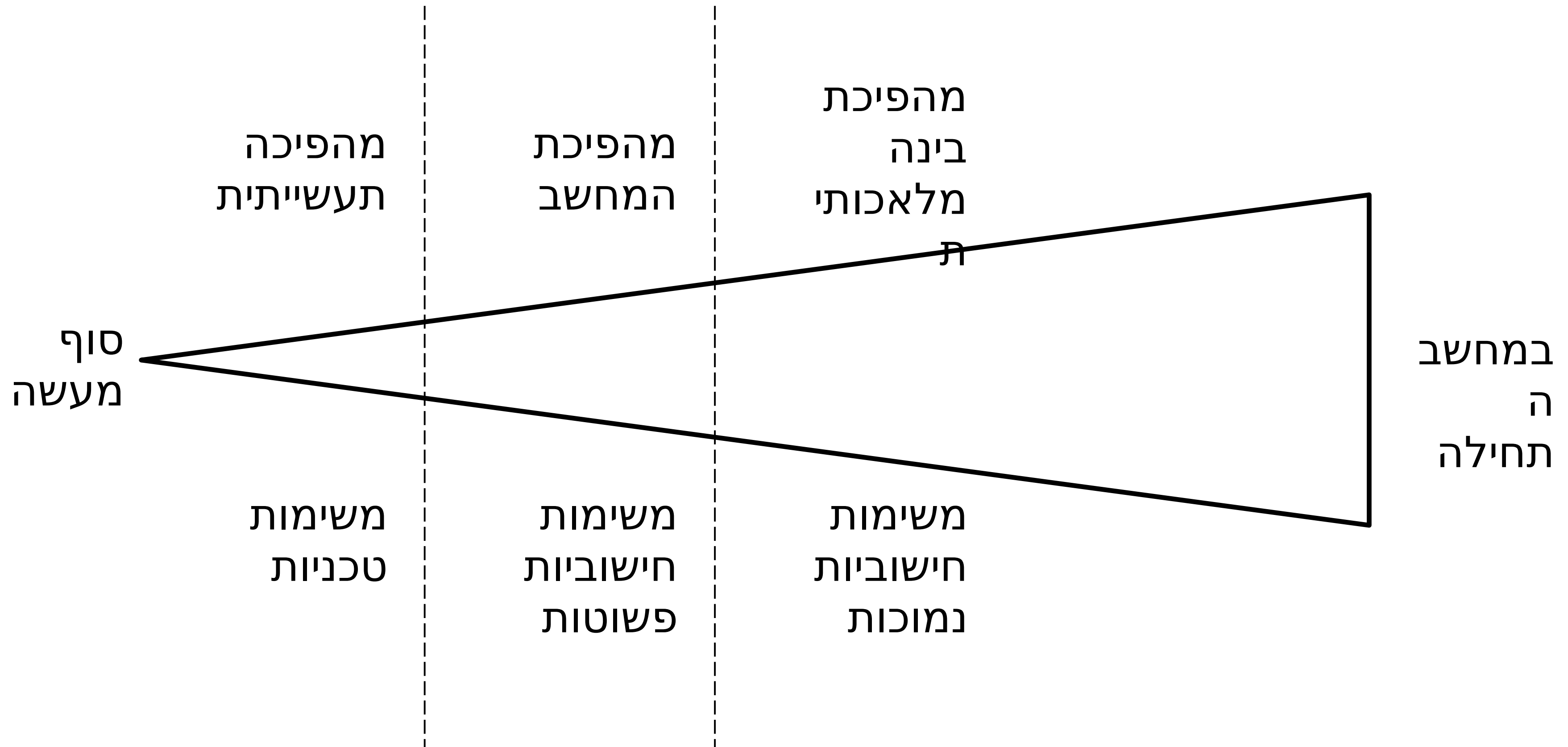
זמן +נפש
+מרחב (האדם)

עקרון ההשתלמות (במקביל לשלמות סטטית)





התפתחות טכנולוגית



תוכן עניינים

1. לאן ההיסטוריה מובילה (מבט רחב ← צר)
2. בינה מלאכותית כיום
3. חיבור בין חומר לרוח
4. חיבור בינה לרוח
5. חשיבה טורית ← מקבילה

Bridging Many-Body Quantum Physics and Deep Learning via Tensor Networks

Yoav Levine, Or Sharir, Nadav Cohen, Amnon Shashua

- פיזיקה קוונטית – פתח למציאות רוחנית
- התפתחות בקרה רובס
ואדפטיבית (מעבר ממ
לא-פרמטרי, המאפשר



איירון מן 3
2013





Eva (2011)

The Diving Bell and the Butterfly



2001 : A Space Odyssey (1968)



Star Wars Series



Minority Report



A.I. Artificial Intelligence



Her









Terminator Series

Iron Man Series

Star Trek Series

Knight Rider Series

Wall-E

אינטליגנציה מלאכותית
2001

במלחמת האקכים"

פיתוח מיחשוב
ביזורי מקבילי

- לימוד מכונה מתפתח ומאוד חזק

אם דיברנ
ופרדיגמות

חדשות נוספות בתחומים רבים

IRON CHEF

TechNation

IBM Develops Machine Learning Algorith... Fit for Quantum Computers

by Lucian Armasu March 13, 2019 at 12:02 PM

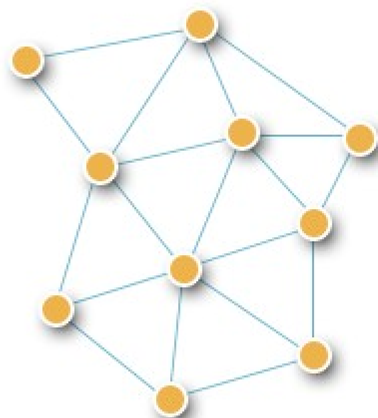
...netic Brain" That Stores Memories in Silver

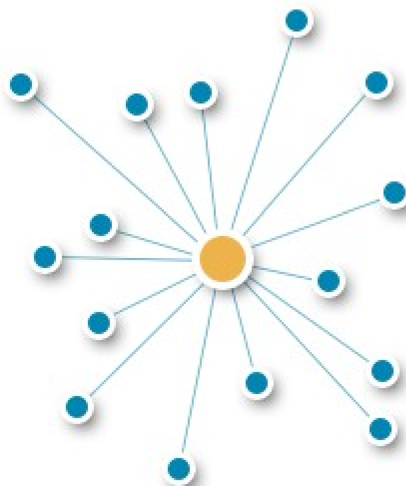
One of its creators thinks it could usher in "the post-human revolution."

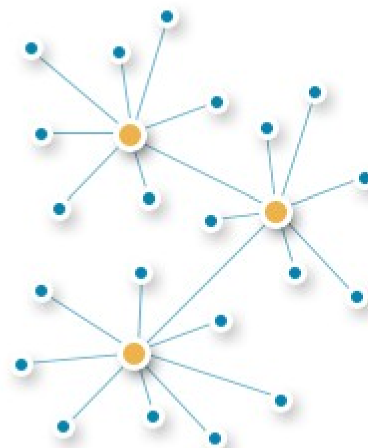
The f... stuff...

a painting.

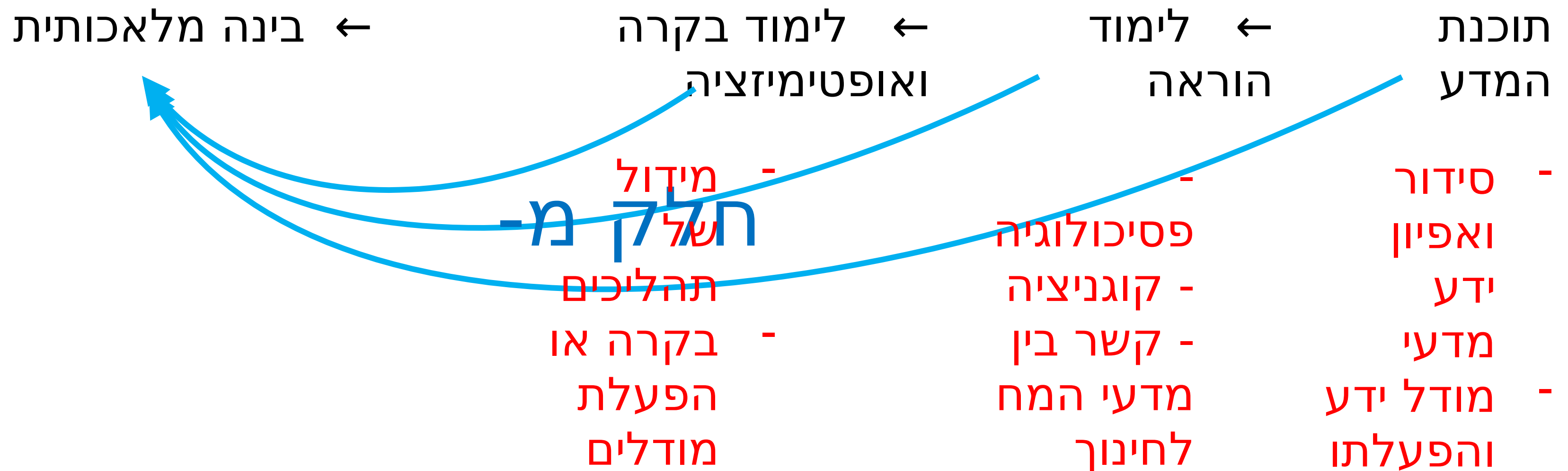
עדות נוספת: blockchain, cloud computing





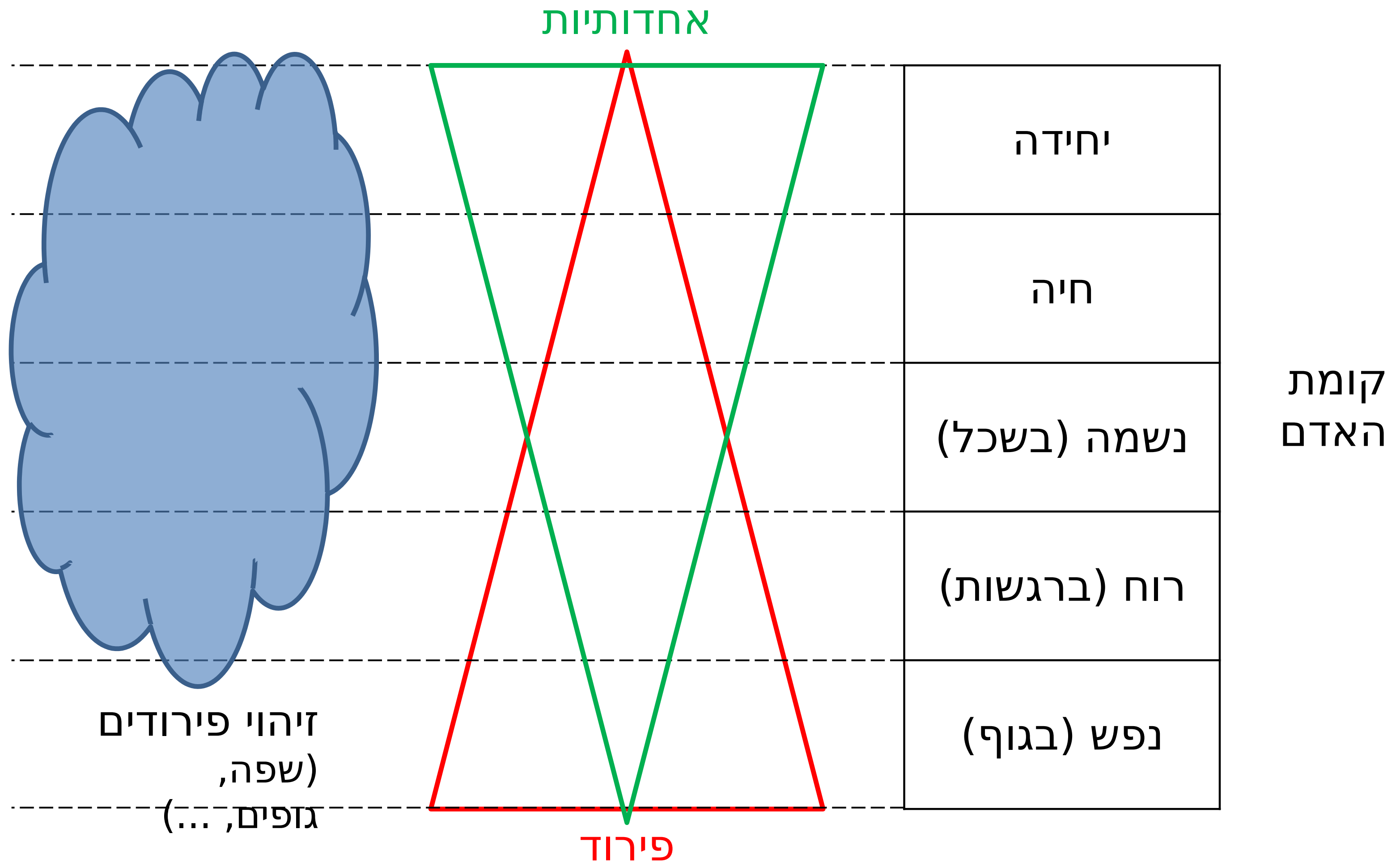


השגחה פרטית

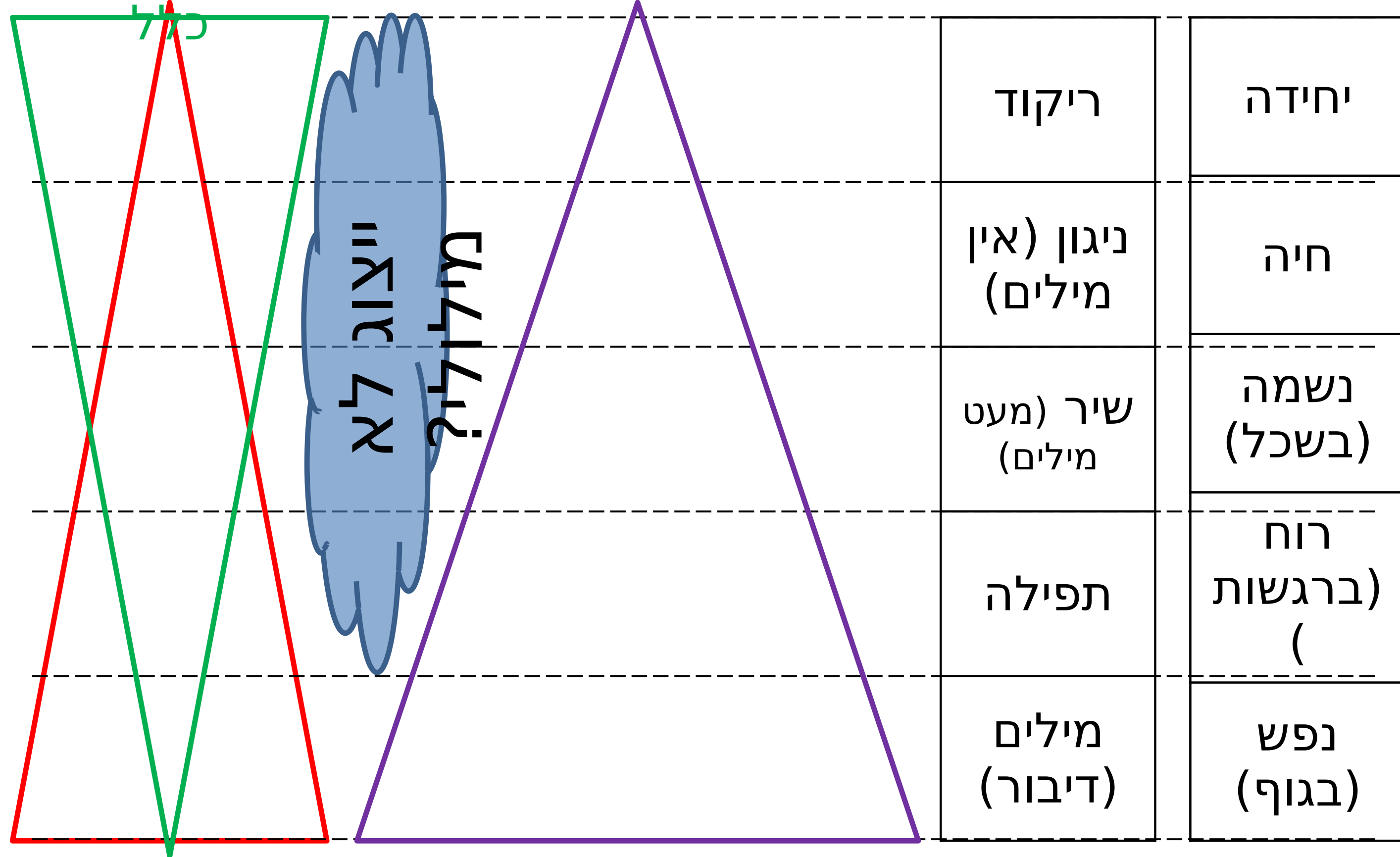


תוכנת המדע
← לימוד הוראה
← לימוד בקרה ואופטימיזציה
← בינה מלאכותית
- סידור ואפיון ידע מדעי
- מודל ידע והפעלתו
- פסיכולוגיה
- קוגניציה
- קשר בין מדעי המח לחינוך
- מידול של תהליכים
- בקרה או הפעלת מודלים
חלק מ-

בינה מלאכותית היום



בינה מלאכותית היום



תוכן עניינים

1. לאן ההיסטוריה מובילה (מבט רחב ← צר)
2. בינה מלאכותית כיום
3. חיבור בין חומר לרוח
4. חיבור בינה לרוח
5. חשיבה טורית ← מקבילה

חיבור בין החומר לרוח

- <u>המציאות</u>

...←א"ק□אצילות□בריאה□יצירה□עשייה

- <u>כיום</u>

...←א"ק□אצילות□בריאה□יצירה□עשייה

דוגמא: חיבור בין פיזיקה לרוחניות

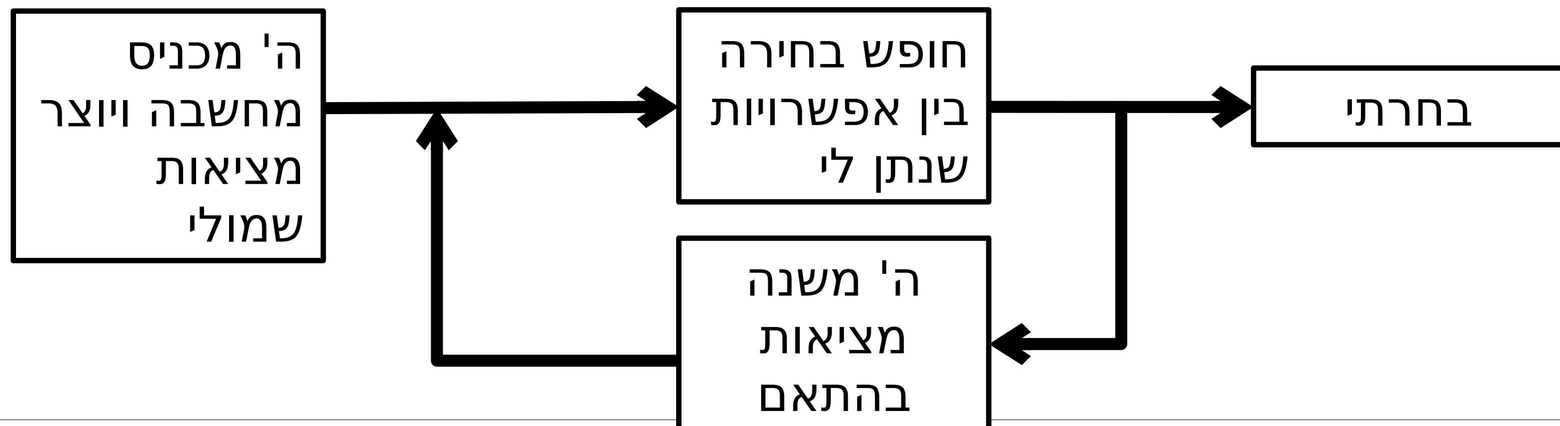
- אינרציה, הרגלים, גוף מול שינוי, השתלמות, תפקיד הנשמה שירדה לעולם הזה
- 4 כוחות טבע:

גרעיני חזק	גרעיני חלש	א"מ	כבידה
הוא הכי חזק ושומר על איחוד בין כל החלקיקים	בגרעין, וגם דו-קוטבי	חזק מכבידה במרחק קצר והוא דו כיווני	הכי חלש אך לטווחים ארוכים
הכח הכי פנימי והוא רוצה אחדות		חופש בחירה אולי	הכי גס, גשמי

- חוק תר ... ך
  שצריך ... (
- יחסיות וסובייקטיביות לעומת אור ואובייקטיביות
- דואליות חלקיק-גל: פרגמנטיות מול קומפלמנטריות

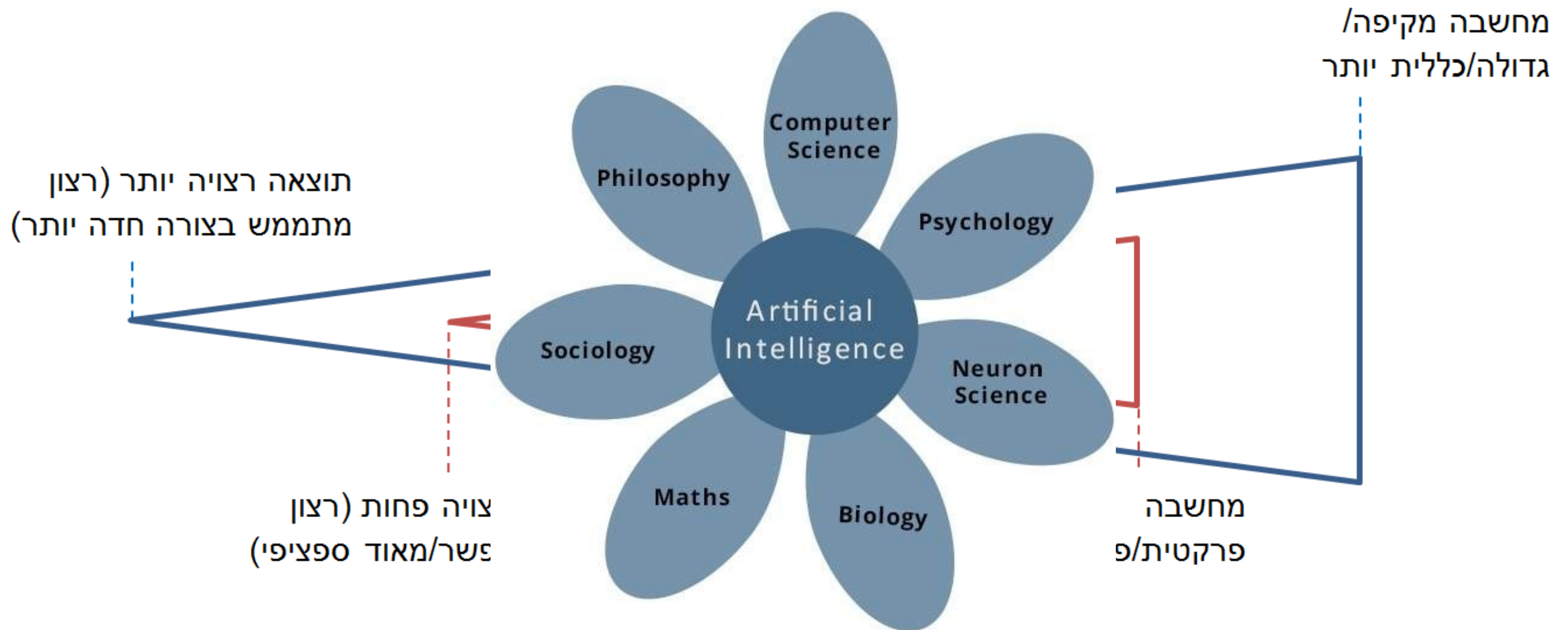
דוגמא: חיבור בין בקרה לרוחניות

- סוף מעשה במחשבה תחילה: תכנון רב, שימת לב והתחשבות בגורמים וסצנריים רבים
- דינמיקה של המערכת: חוקים רוחניים ופיזיים של בני אדם (התנהגות, מידות, ...)
- אילוצים: תגובות אנשים וכל השפעות הלוואי
- מערכת בקרה עם משוב (הכל בידיעת ה', ואנו בוחרים מחוץ לעולם הזה)



תוכן עניינים

חיבור בין חומר לרוח בבינה מלאכותית



- יש לשלב רעיונות רוחניים (נשמה), רגשיים (רוח) ופרקטיים הנדסיים (נפש)
- באותה מידה יש לשלב מוחות וכוחות. לבנות באינטראקציה חברתית

חיבור בין חומר לרוח במח שלנו

ימין, חכמה	שמאל, בינה
אין: מרחב/זמן, דמיון	יש: מרחב/זמן, דמיון
אחדותיות (שלם)	נפרדות (פרטים)
אהבה, יצירה, ...	אגואיזם, לוגיקה, ...
מקבילי (מחשב קוונטי)	טורי (מחשב קלסי)
רשת ביזורית	לוגיקה סימבולית
חשיבה חזותית	חשיבה מילולית (שפה)
זמן: הווה מתמשך	זמן: נע מעבר לעתיד



אור	כלי
שבת/קודש	(ימי) חול
זכרי, משפיע/יסוד	נקבי, מושפע/מלכות
משמעות/נשמה/רוח	גוף/חומר
חיי רוח	כלכלה, פנאי
תורה (חכמה)	מצוות (טכני)
אהבה לא תלויה בדבר	אהבה תלויה בדבר

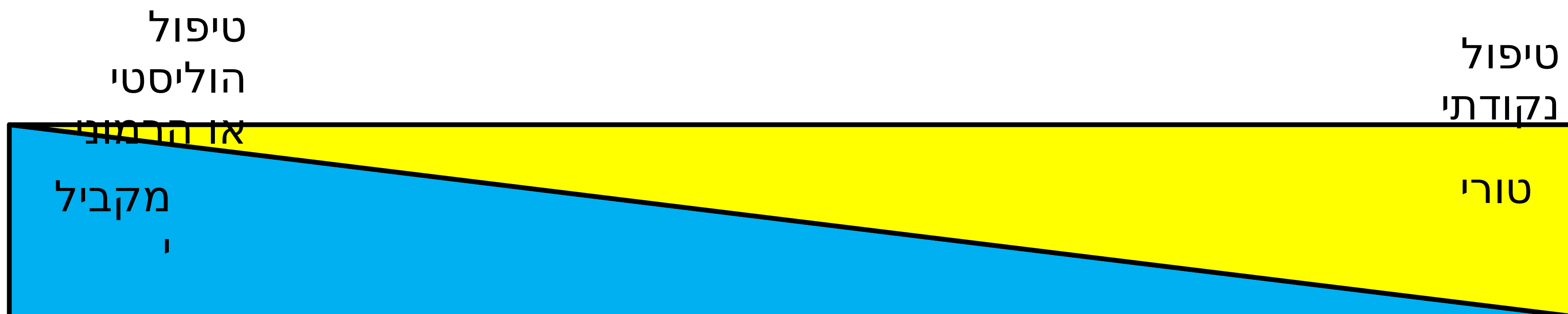
כל החגים יתבטלו חוץ מפורים (הרב ראובן פיירמן)

- אישה גרמה לאיש לאכול מעץ הדעת: רחמים דומיננטיים על דין (זכר)
- תיקון החטא הוא העולם הזה, ש"האיש מושל בך", הדין דומיננטי
- אסתר מגלה שאחרי התיקונים (לעתיד לבוא) תחזור הרחמים להיות דומיננטית, כמו שבימי אחשוורוש שלפי דין היתה אמורה להיות כלייה ולא היתה
- המציאות עוברת מדומיננטיות של חשיבה טורית למקבילה

תוכן עיניינים

1. לאן ההיסטוריה מובילה (מבט רחב ← צר)
2. בינה מלאכותית כיום
3. חיבור בין חומר לרוח
4. חיבור בינה לרוח
5. חשיבה טורית ← מקבילה

מעבר מחשיבה טורית למקבילה ("מחשיבה מקבילה")



אין כל כך היום, כי הבינה עדיין די טורית, אך יש התקדמות, כגון:

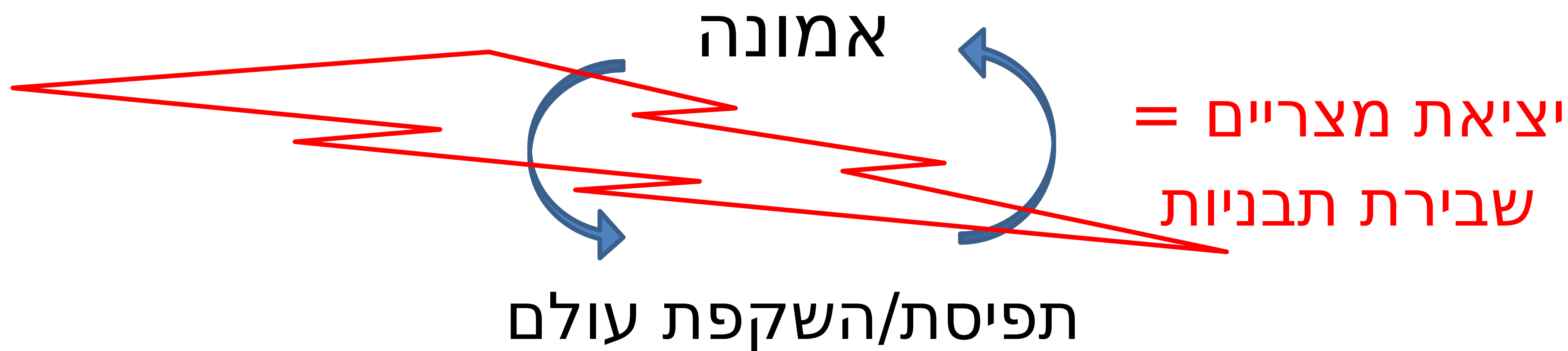
סמנכ"ל הסביבה במיקרוסופט: "בינה מלאכותית היא נשק מהפכני במלחמת האקלים"

Task-Specific vs Open-Endedness

תופעות לוואי, לא ייחודי לכל אדם	תרופות
נזק לסביבה, התחממות גלובלית	אנרגיה, תחבורה
סתימת בעיה אחת יוצרת חדשה ולא פותרת את השורש	תיקון, אחזקה, פתרון בעיות (כמו באקולוגיה/כלכלה,...)

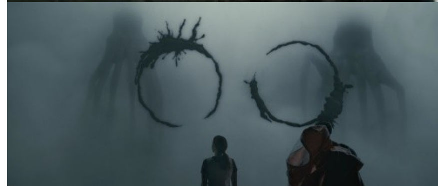
יישום ברשת נוירונית...

קיבעון בתוך אמונות ("מחשיבה מקבילה")



שפה ← תרבות, חשיבה







דה בונו: העשרת השפה
במילים חדשות כדי
לחזק חשיבה מקבילה

07.14.17

AI Is Inventing Languages Humans Can't Understand. Should We Stop It?

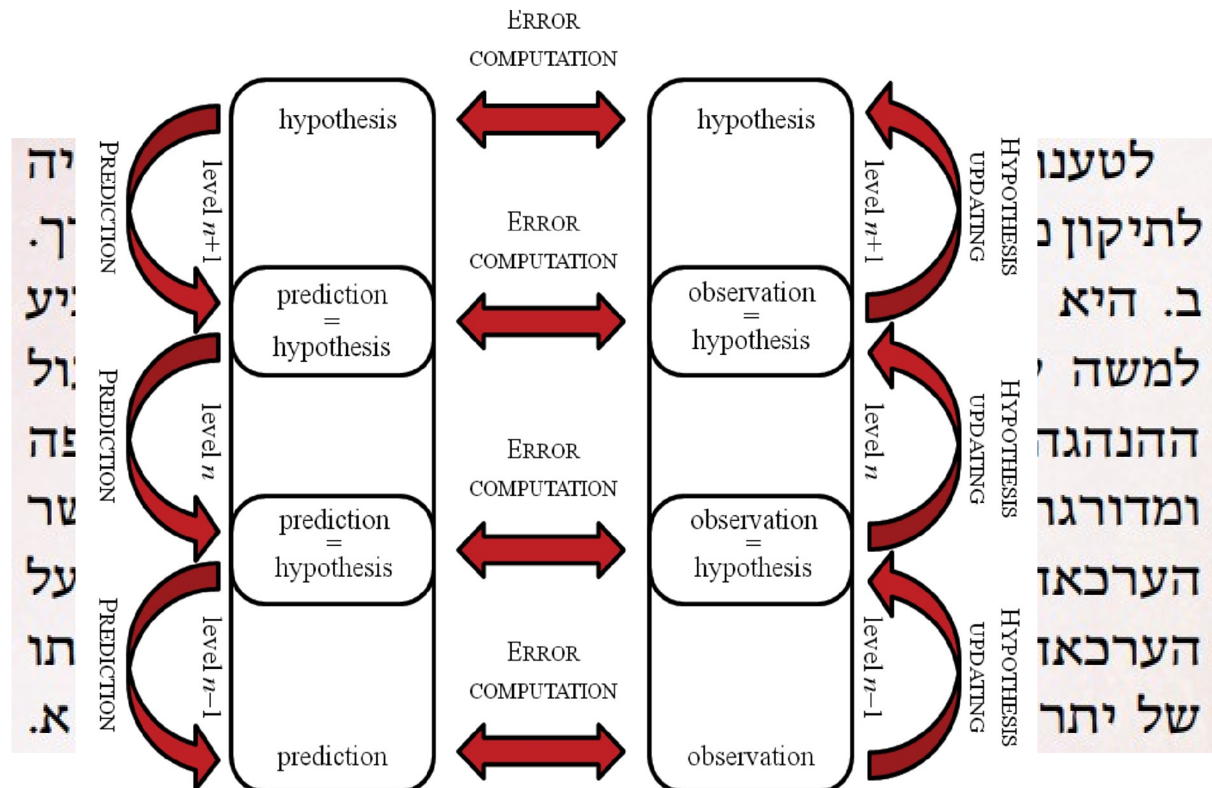
Researchers at Facebook realized their bots were chattering in a new language. Then they stopped it.

למה צריך את זה?

- לימוד על עצמינו ועל חשיבה, הכרה פנימית ועמוקה יותר
- זמן פנוי עוד יותר, ממשימות מחשבה נמוכות, עבור מחשבה גבוהה יותר
- בהלה לעומת הזדמנויות וחדשנות (משבר תעסוקה)
- אדם הוא יצ[illegible], שמפריע לח[illegible]
- בינה מלאכותית מפחידה? לא! זה האנשים מאחוריה

נספח – היררכיה שיפוטית

- רעיון של היררכיה בסמכויות ושיפוט, מגיע מפרשת יתרו: "וְשַׂמְתָּ עֲלֵהֶם שָׂרֵי אֲלָפִים שָׂרֵי מֵאוֹת שָׂרֵי חֲמִשִּׁים וְשָׂרֵי עֲשָׂרֹת"



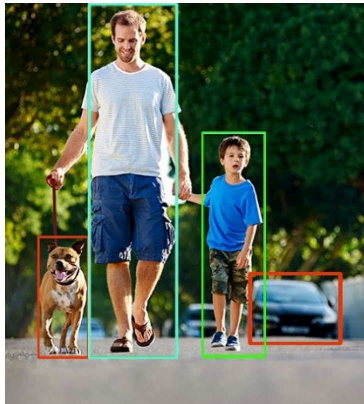
בינה מלאכותית

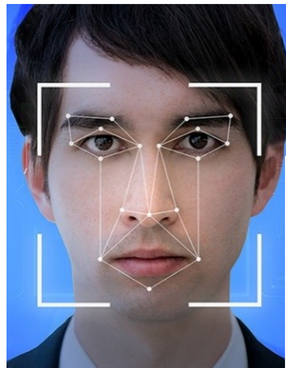
רעיונות

שמעון קומרובסקי

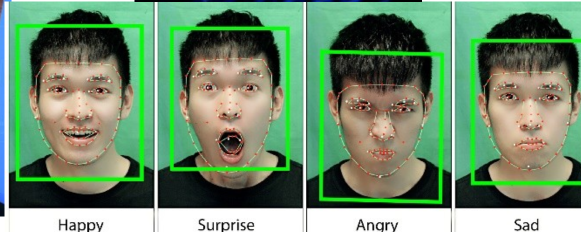
מוטיבציה

- כיווץ מידע ואופטימיזציה – מרמזים שככל שאני יודע יותר על המידע הנתון לי, ככה אני יותר יעיל בהשגת מטרותיי
- אז אולי במקום להתעסק בחשיבה נמוכה שוב ושוב מחדש – נתעסק בחשיבה עליונה יותר שתדע לפתור חשיבות נמוכות כאלו











מוטיבציה
?



How to control
?over



Understanding the data automatically





Engineering, solving by planning

Understand data

	AGI (AGI language, data)	**AI** (High-level languages)	**AGI** (Machine language)
Acquaintance with the data	None (no memory)	Learn (fit) (With memory)	Grasp (get familiar with)
Run			
Implemented on objectives	(even for same data)		Dynamic objectives (by command)

Expert knowledge:
full specific knowledge
Deep learning
Machine Learning
none
more data →
Use data to fit specific model
Expert Systems (no data at all)
no free lunch

n of will, by fa y

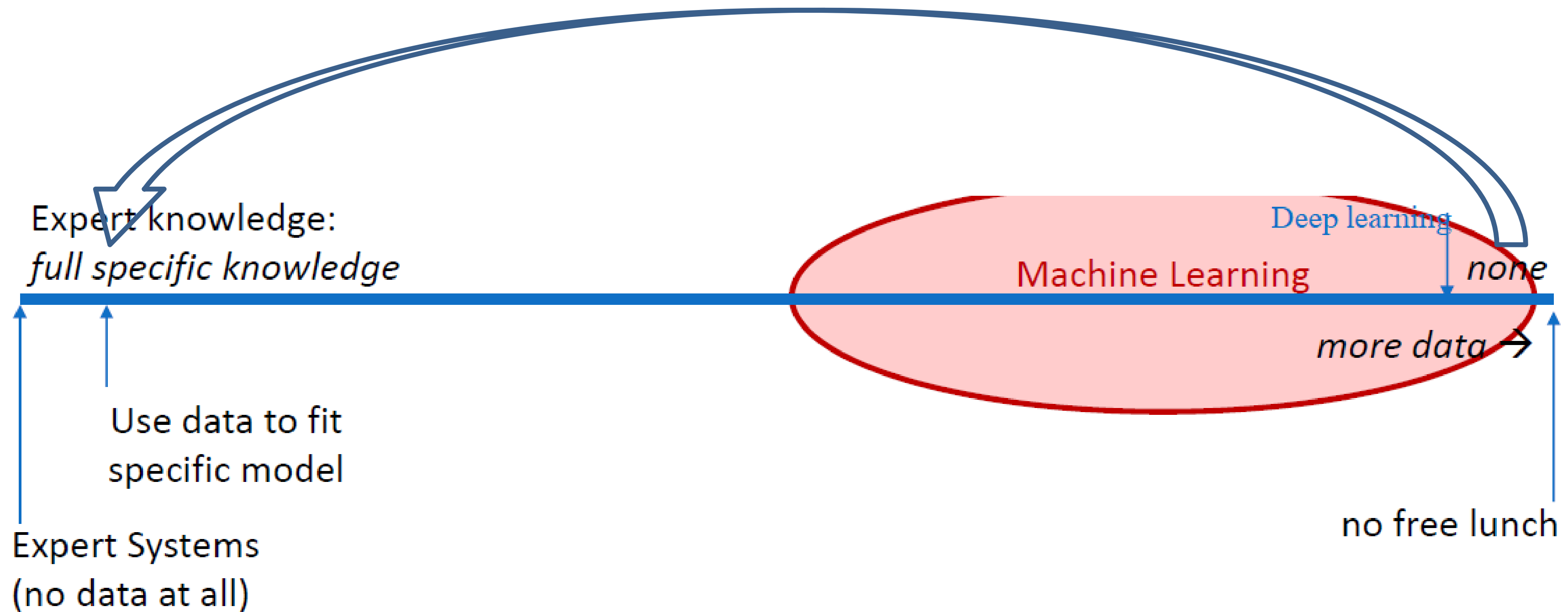
detailed formulation of the will

emphas is on det

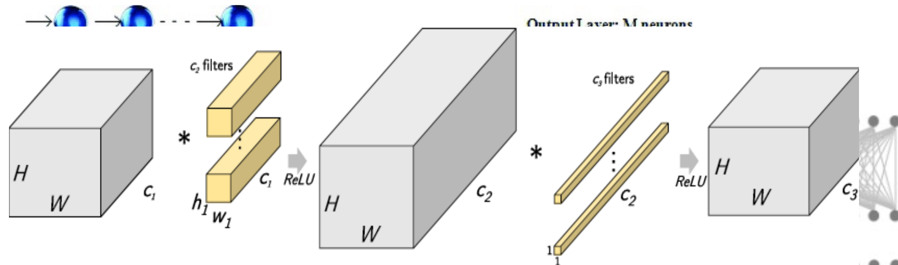




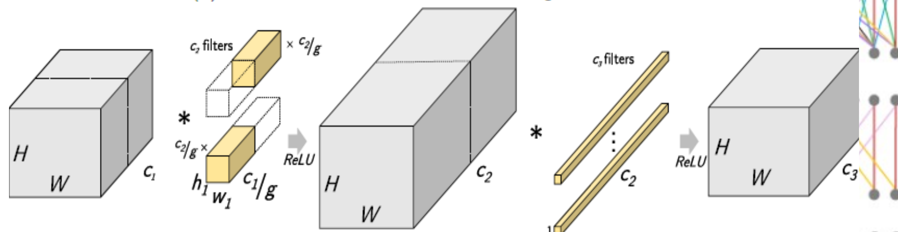
Where to place AGI



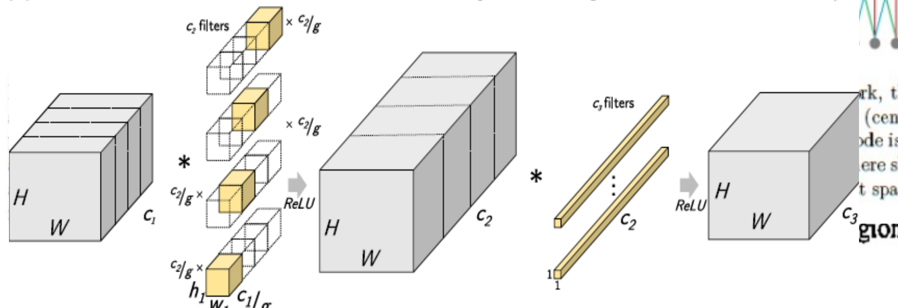
Structural Priors in DNNs - Yani Andrew Ioannou PhD thesis



(a) Convolution with d filters of shape $h \times w \times c$.



(b) Root-2 Module: Convolution with d filters in $g = 2$ filter groups, of shape $h \times w \times c/2$.

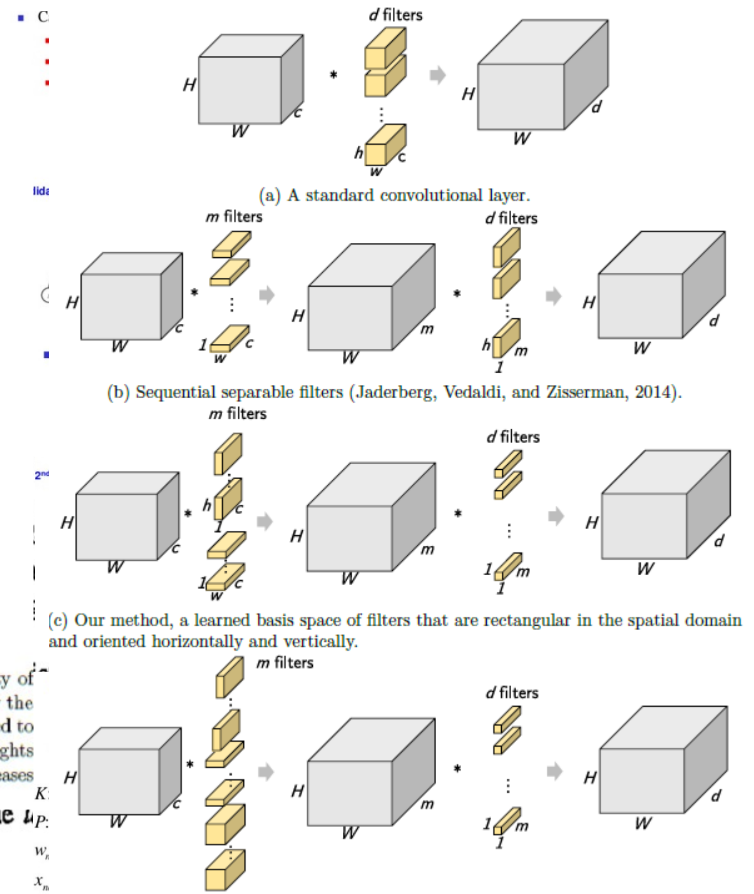


rk, the sparsity of (centre) show the de is connected to ere shared weights t sparsity increases

gion C_1, the

representation of the patterns is satisfiable.

d. The new layer of master neurons are trained and is connected to each neuron in the preceding layer, then go to step b.



(a) A standard convolutional layer.

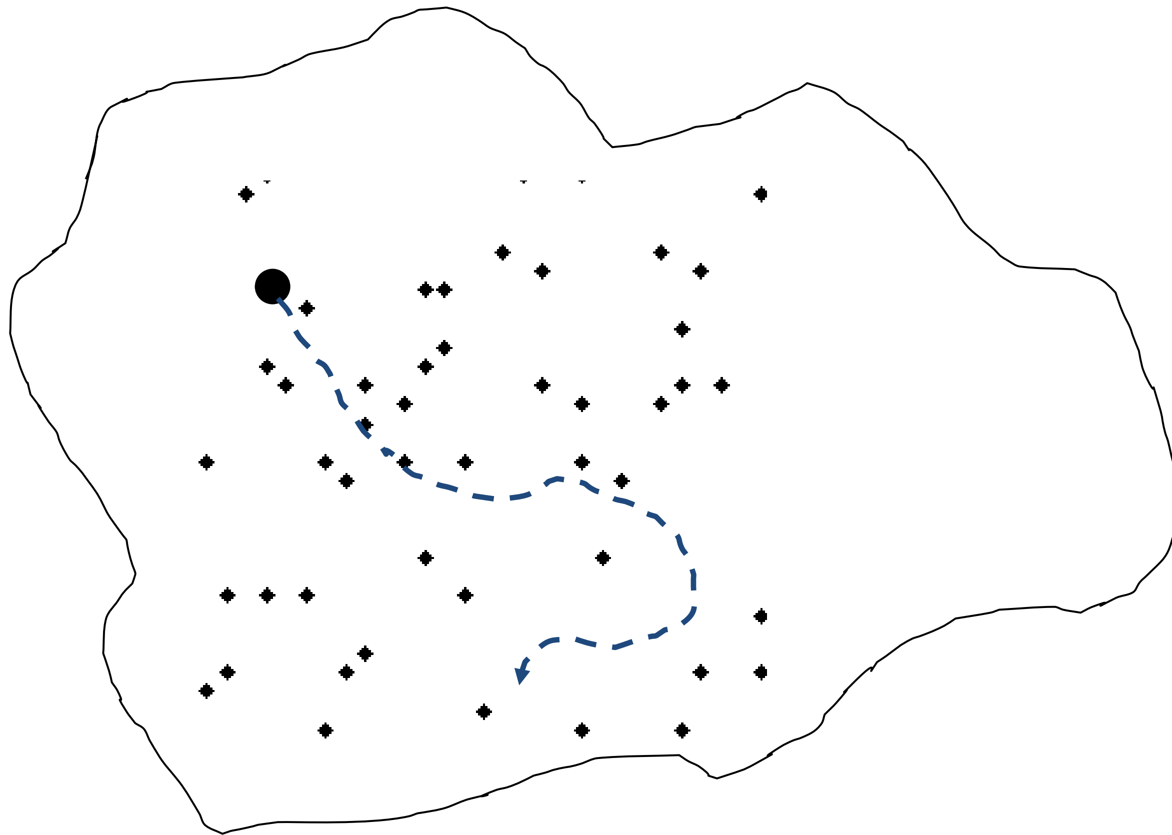
(b) Sequential separable filters (Jaderberg, Vedaldi, and Zisserman, 2014).

(c) Our method, a learned basis space of filters that are rectangular in the spatial domain and oriented horizontally and vertically.

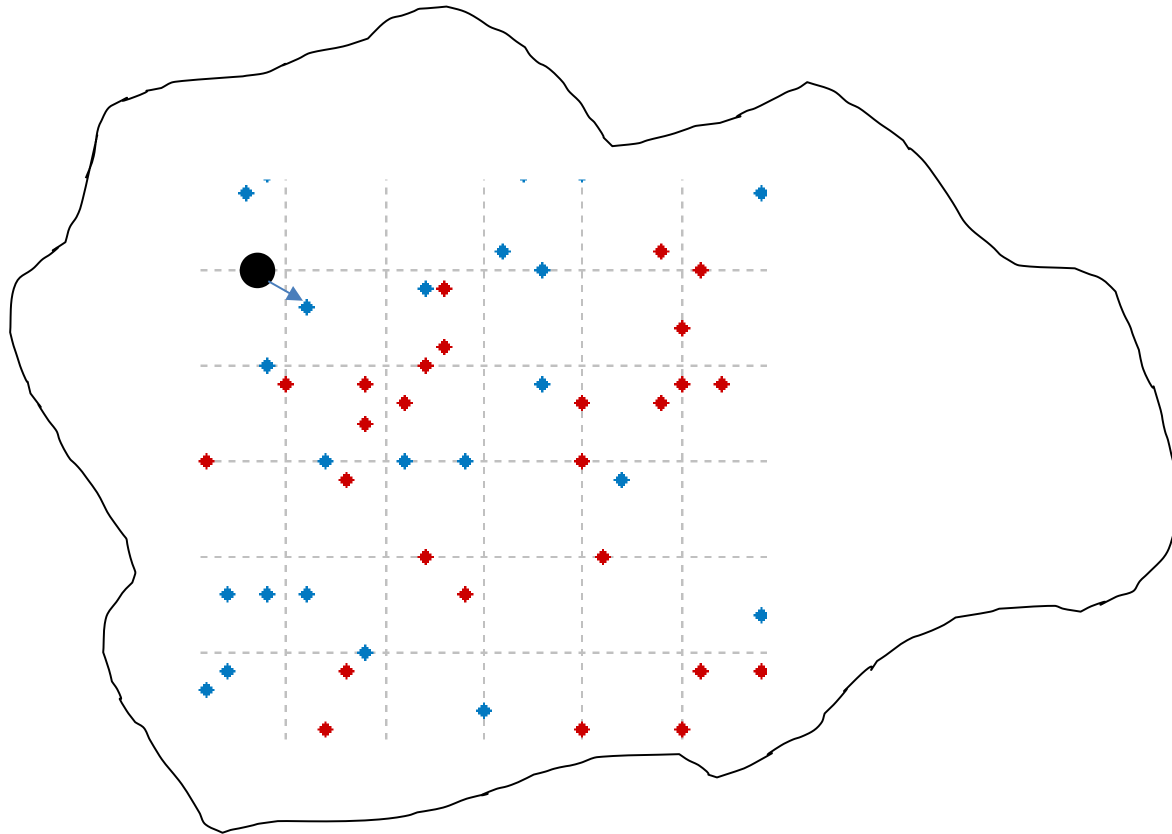
(d) Our method, a learned basis space of vertical/horizontal rectangular filters and square filters. Filters of other shapes are also possible.

Fig. 4.2 **Methods of using low-rank filters in CNNs**. Methods from literature

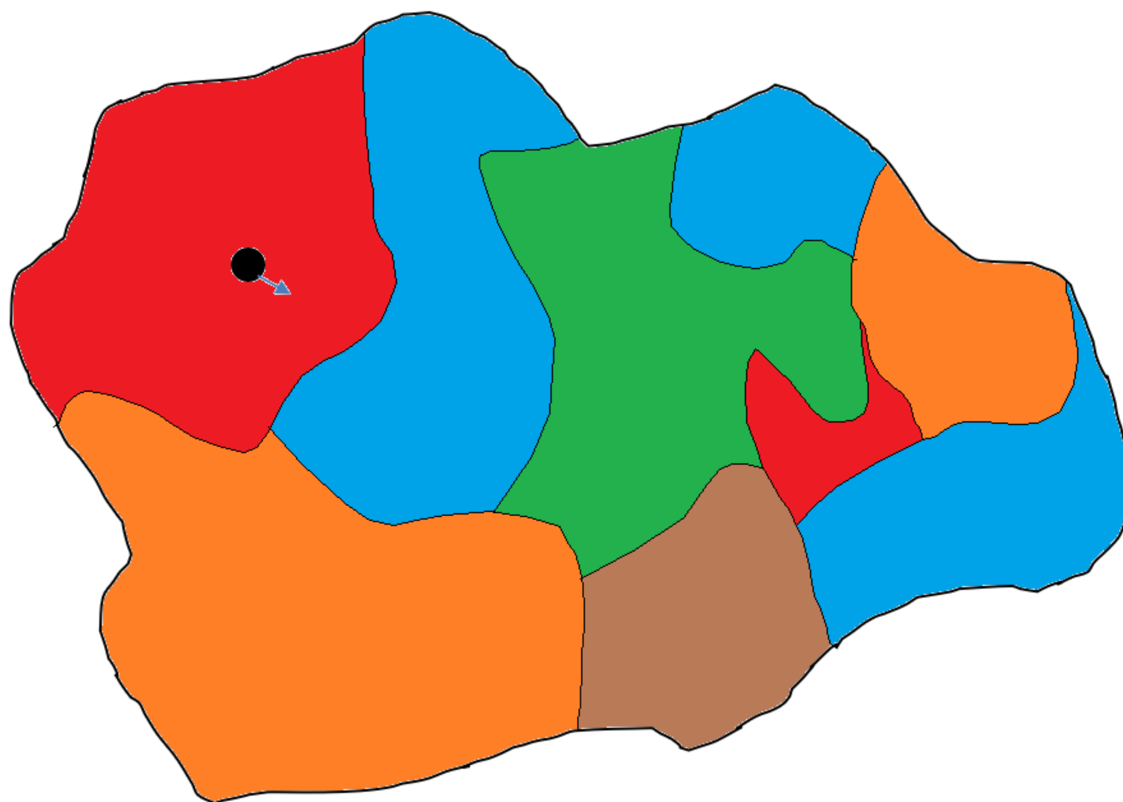
Classical algorithms



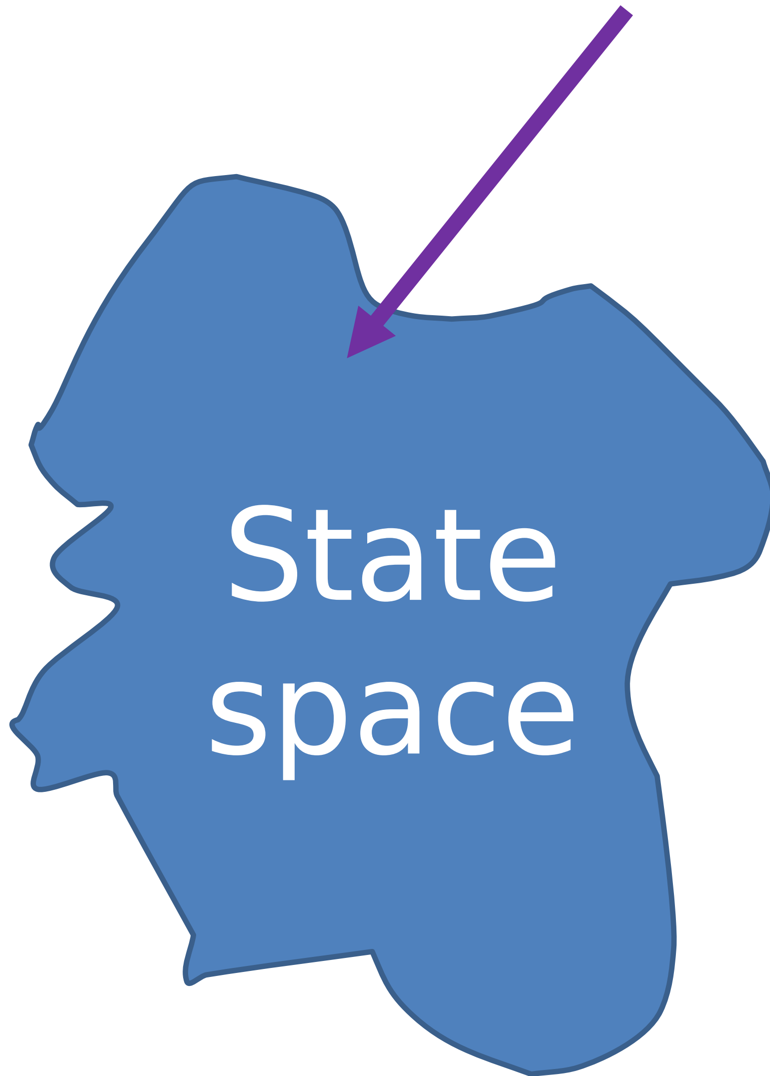
AI algorithms

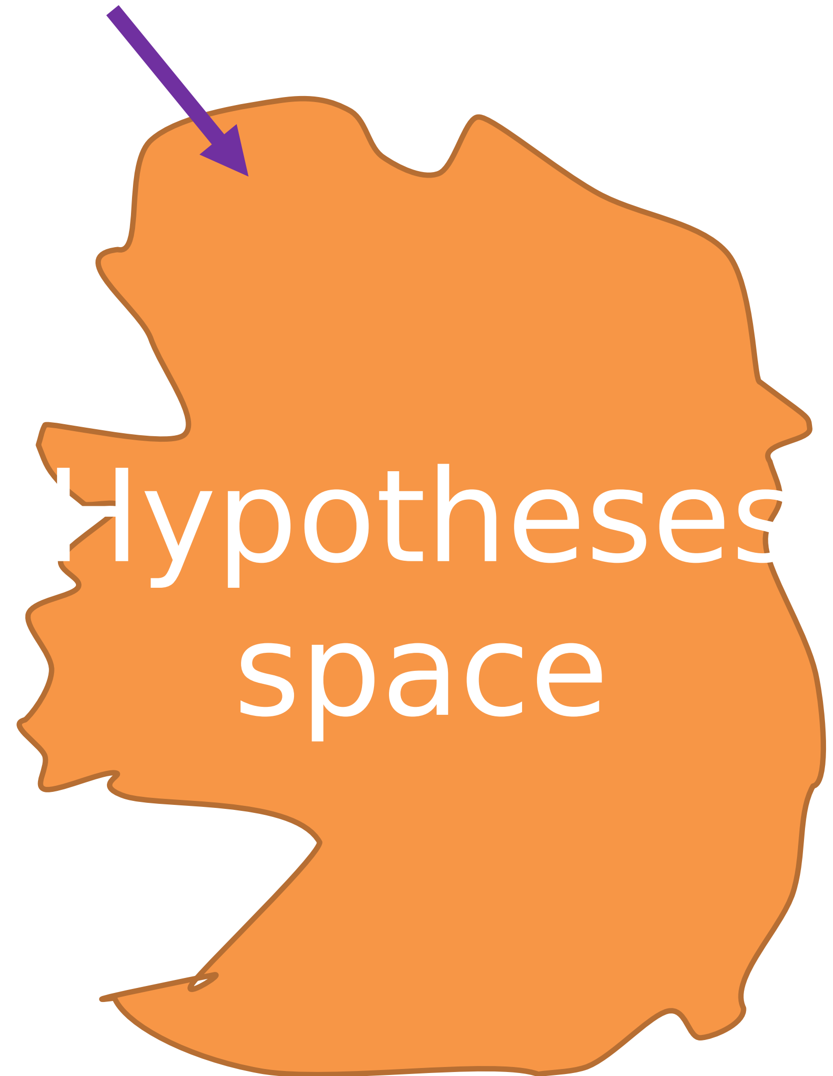


AI algorithms

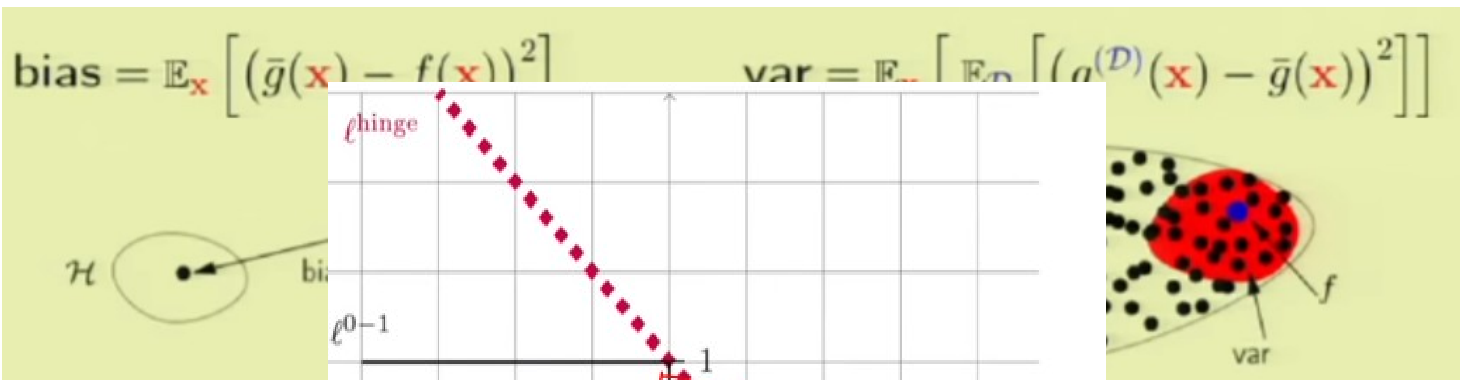


AI verse ML





Bias-variance tradeoff



$y = f(\mathbf{x}) + \epsilon(\mathbf{x})$

stochastic noise

1

$y\langle \mathbf{w}, \mathbf{x}\rangle$

$$\mathbb{E}_{\mathcal{D},\epsilon}\left[(g^{(\mathcal{D})}(\mathbf{x}) - \ \ y \ \ )^2\right] = \mathbb{E}_{\mathcal{D},\mathbf{x}}\left[(g^{(\mathcal{D})}(\mathbf{x}) - \bar{g}(\mathbf{x}))^2\right] + \mathbb{E}_{\mathbf{x}}\left[(\bar{g}(\mathbf{x}) - f(\mathbf{x}))^2\right] + \mathbb{E}_{\epsilon,\mathbf{x}}\left[(\epsilon(\mathbf{x}))^2\right]$$

$$L_{\mathcal{D}}^{0-1}(A(S)) \le \min_{\mathbf{w}\in\mathcal{H}} L_{\mathcal{D}}^{0-1}(\mathbf{w}) + \left(\min_{\mathbf{w}\in\mathcal{H}} L_{\mathcal{D}}^{\text{hinge}}(\mathbf{w}) - \min_{\mathbf{w}\in\mathcal{H}} L_{\mathcal{D}}^{0-1}(\mathbf{w})\right) + \epsilon$$

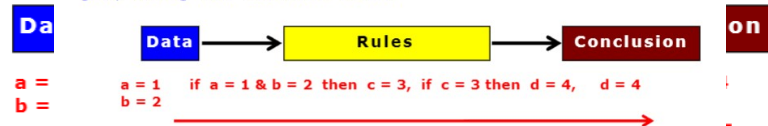
$$= \epsilon_{\text{approximation}} + \epsilon_{\text{optimization}} + \epsilon_{\text{estimation}}$$

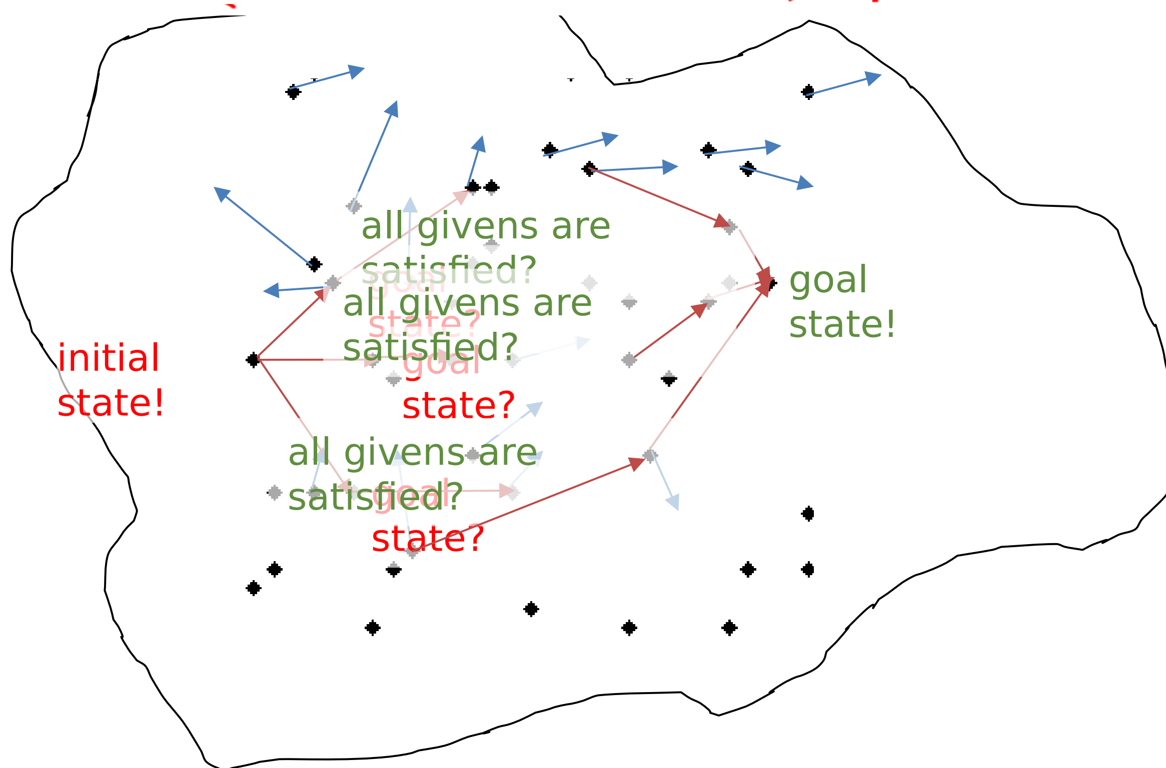
impact
of noise

noise

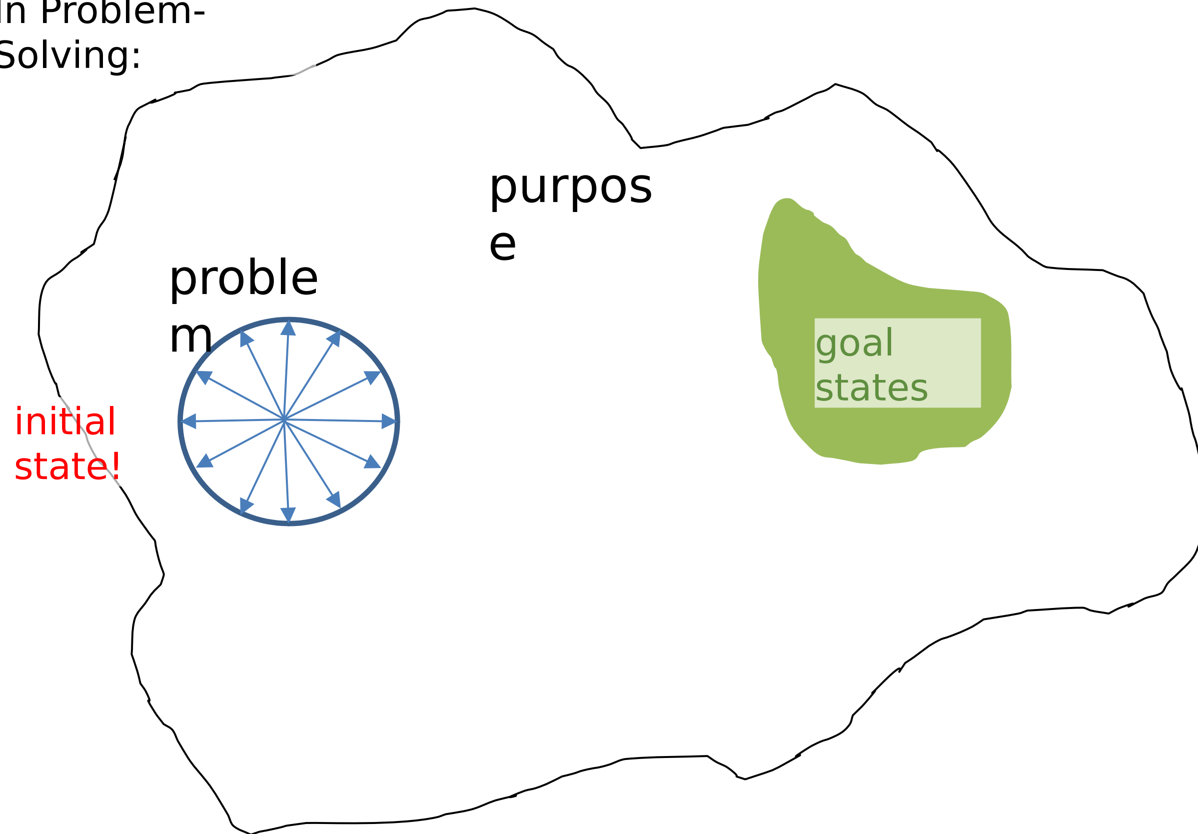
noise

State space


Data Driven Reasoning
The data driven approach, or Forward chaining, uses rules similar to those used for backward chaining. However, the inference process is different. The system keeps track of the current state of problem solution and looks for rules which will move that state closer to a final solution. The Algorithm proceeds from a given situation to a desired goal, adding new assertions found.
Data
Rules
Conclusion
a = 1
b = 2
if a = 1 & b = 2 then c = 3, if c = 3 then d = 4,
d = 4

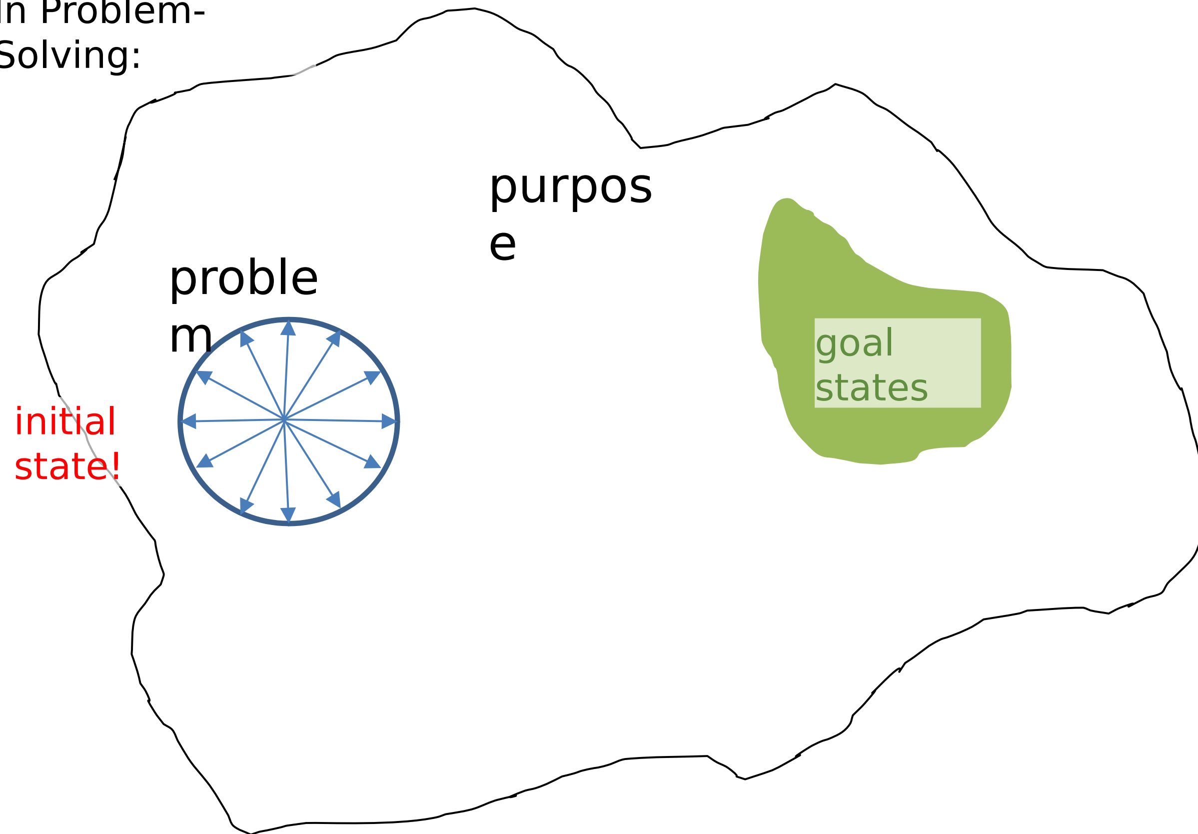

all givens are satisfied?
all givens are satisfied?
goal state?
all givens are satisfied?
goal state?
initial state!
goal state!

State space

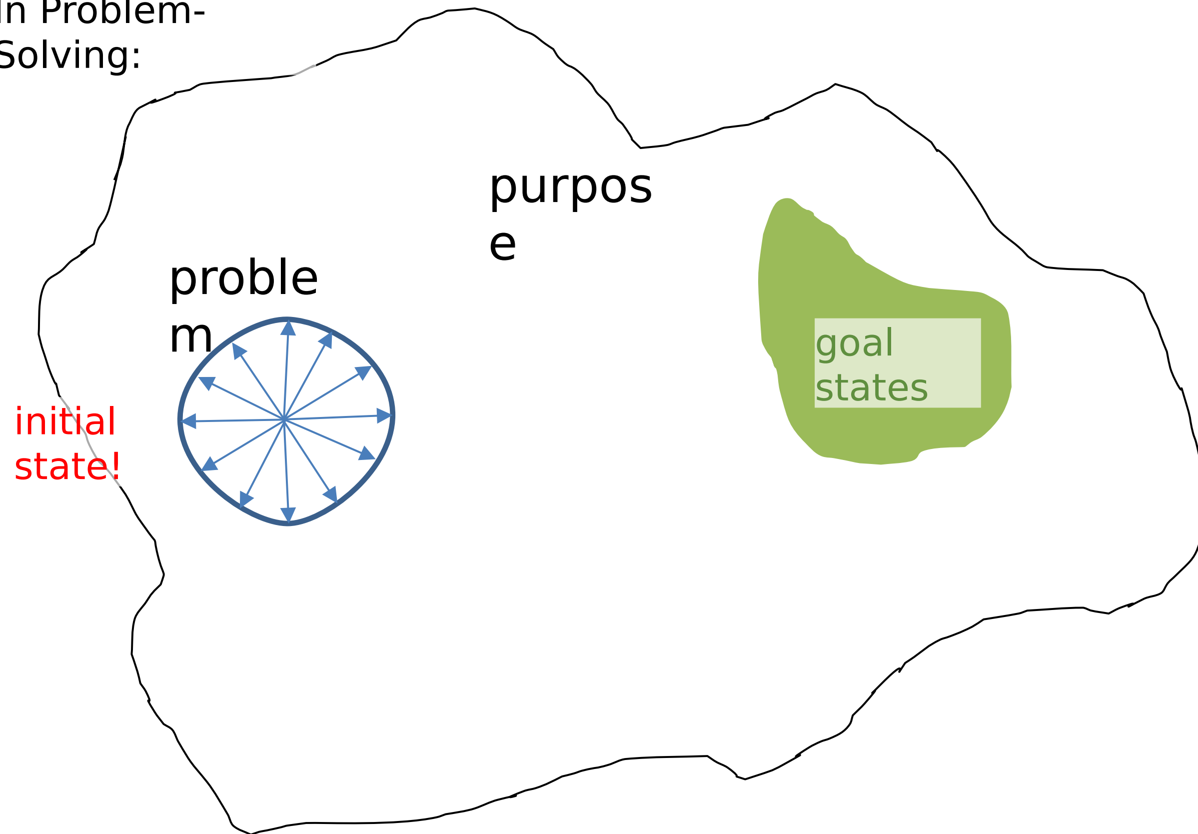

In Problem-
Solving:
purpos
e
proble
m
initial
state!
goal
states

State space

In Problem-Solving:

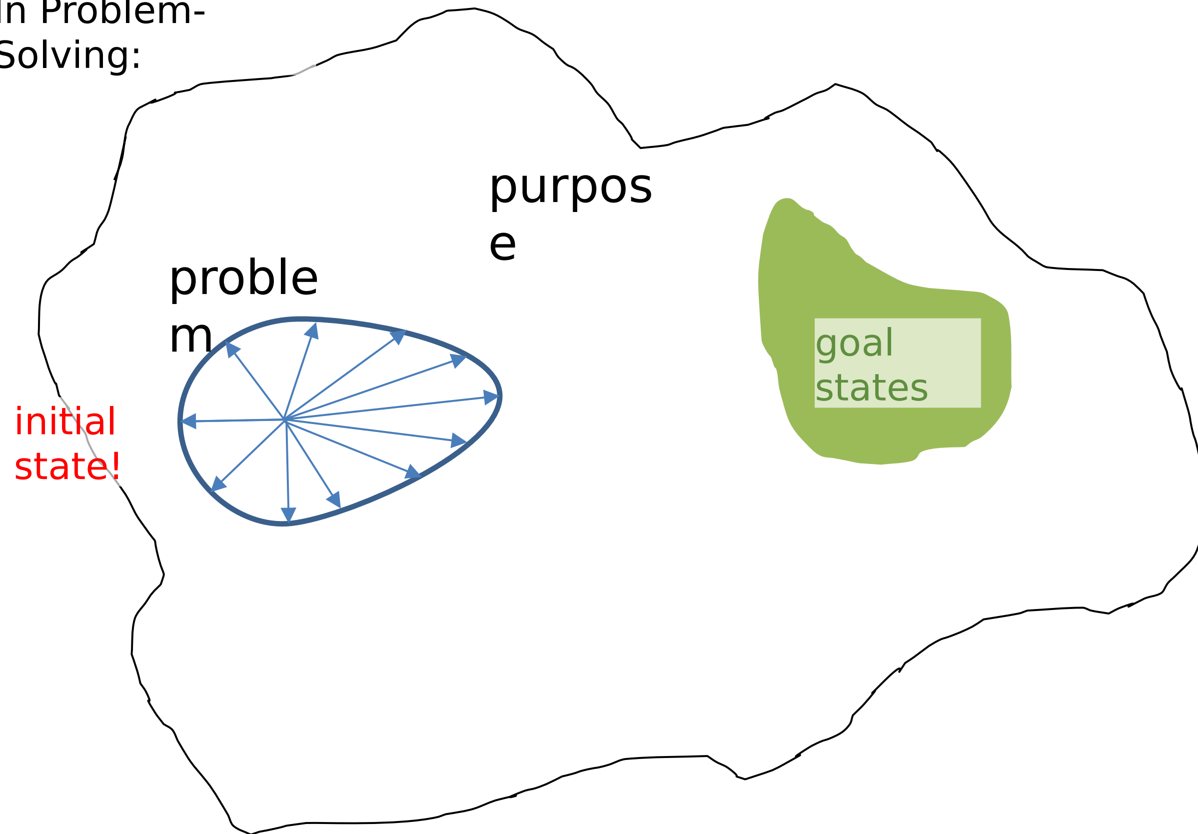


State space


In Problem-
Solving:
purpos
e
proble
m
initial
state!
goal
states

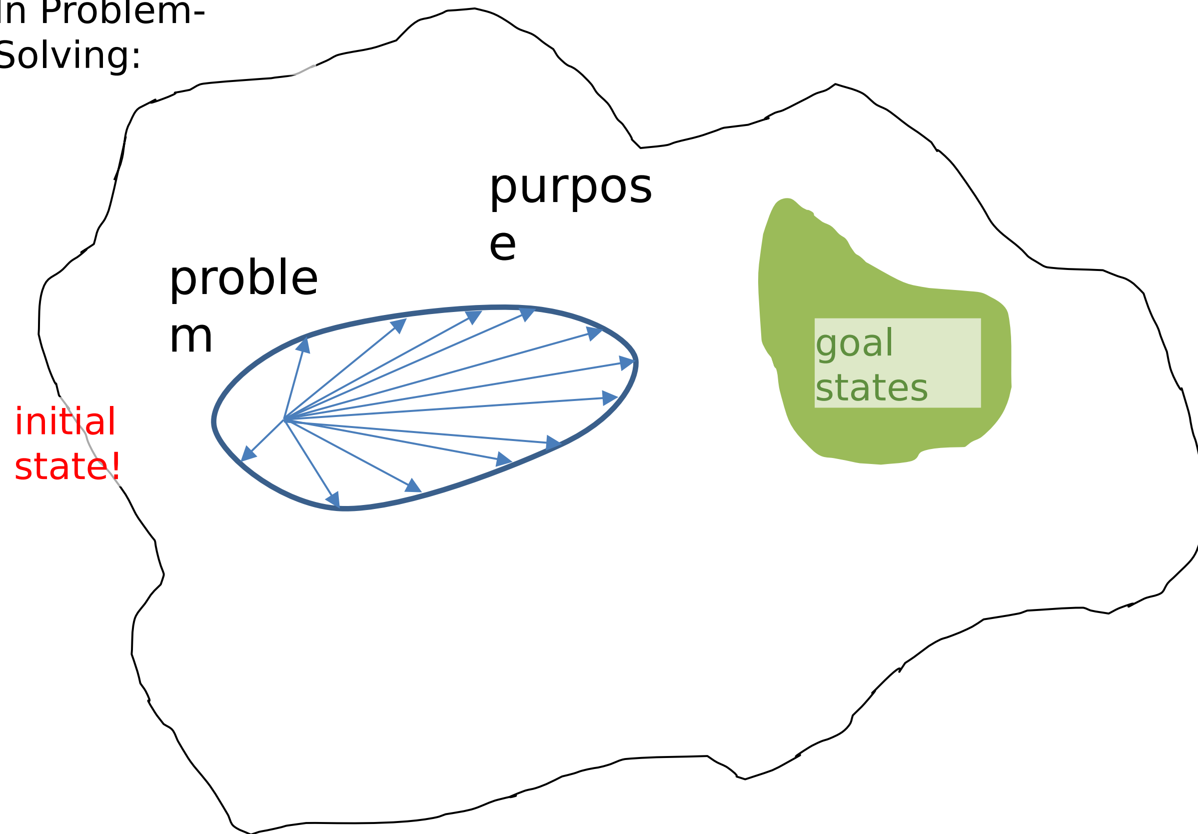
State space

In Problem-Solving:

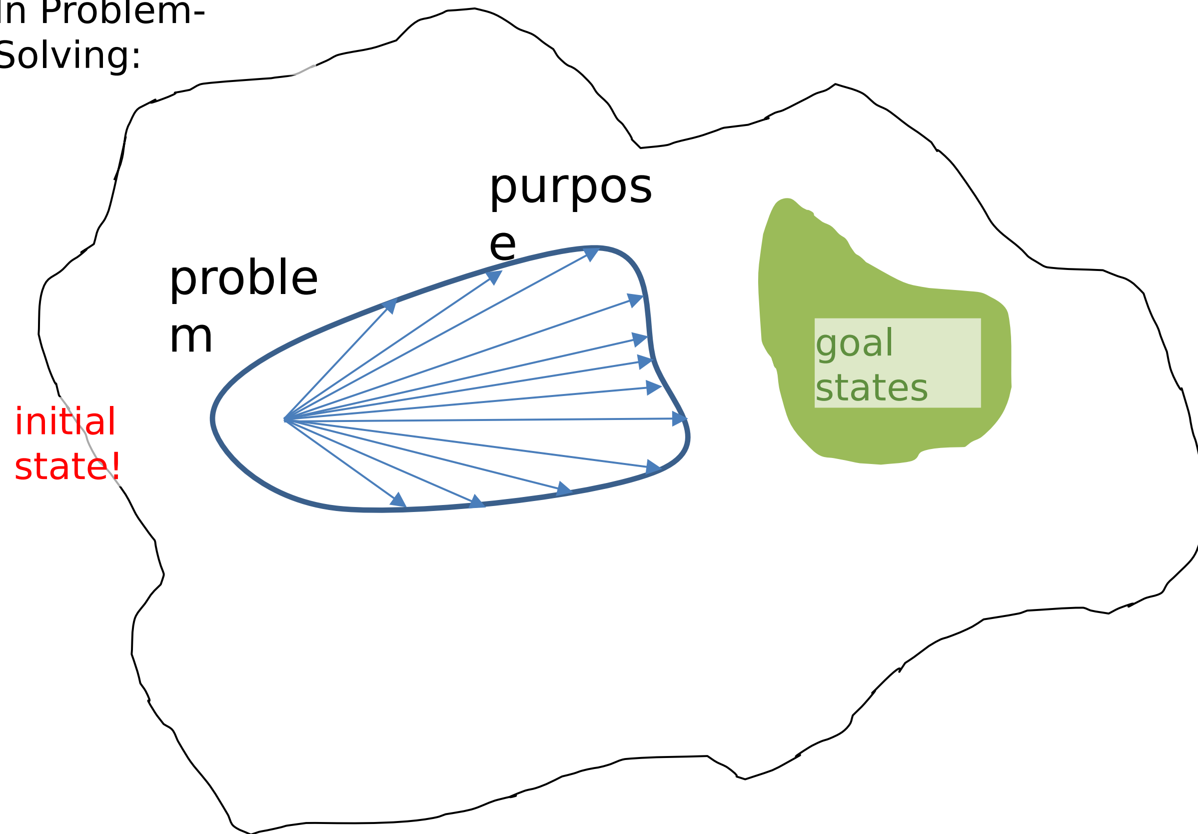


State space

In Problem-Solving:

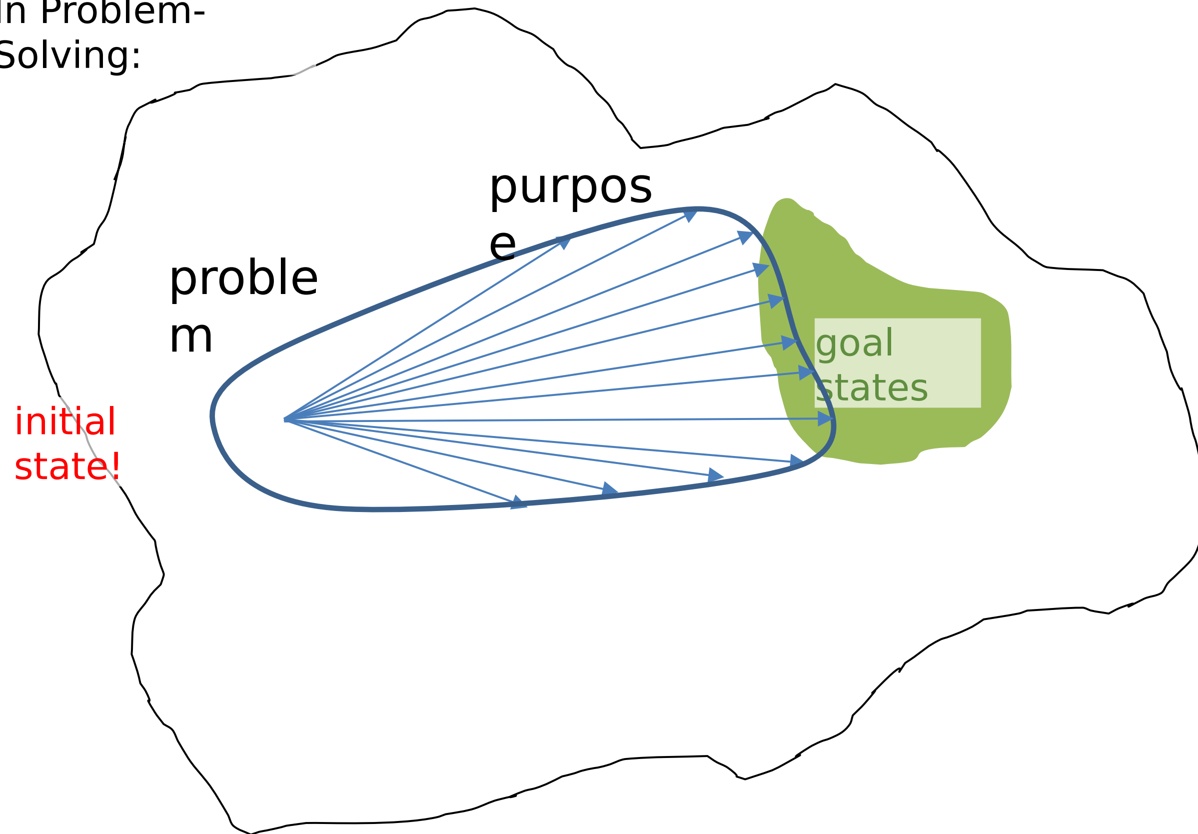


State space



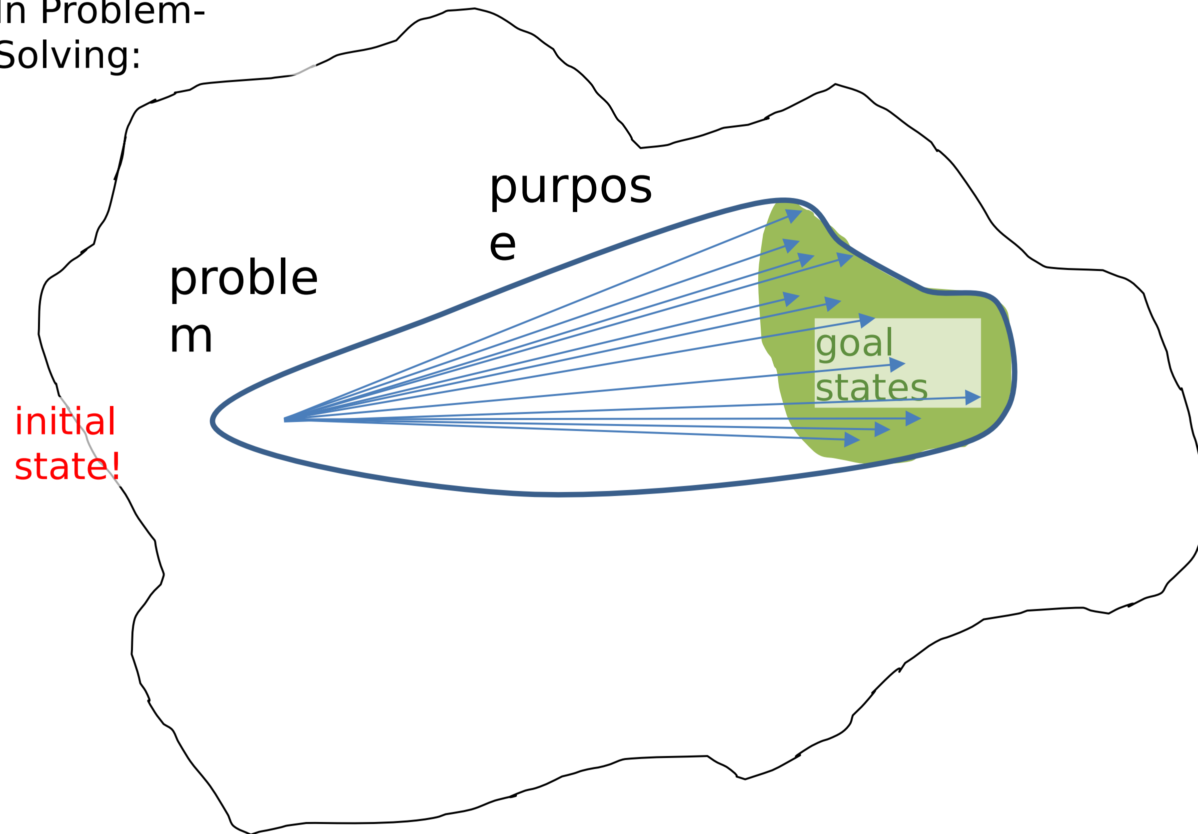
In Problem-Solving:
purpos
e
proble
m
initial state!
goal states

State space



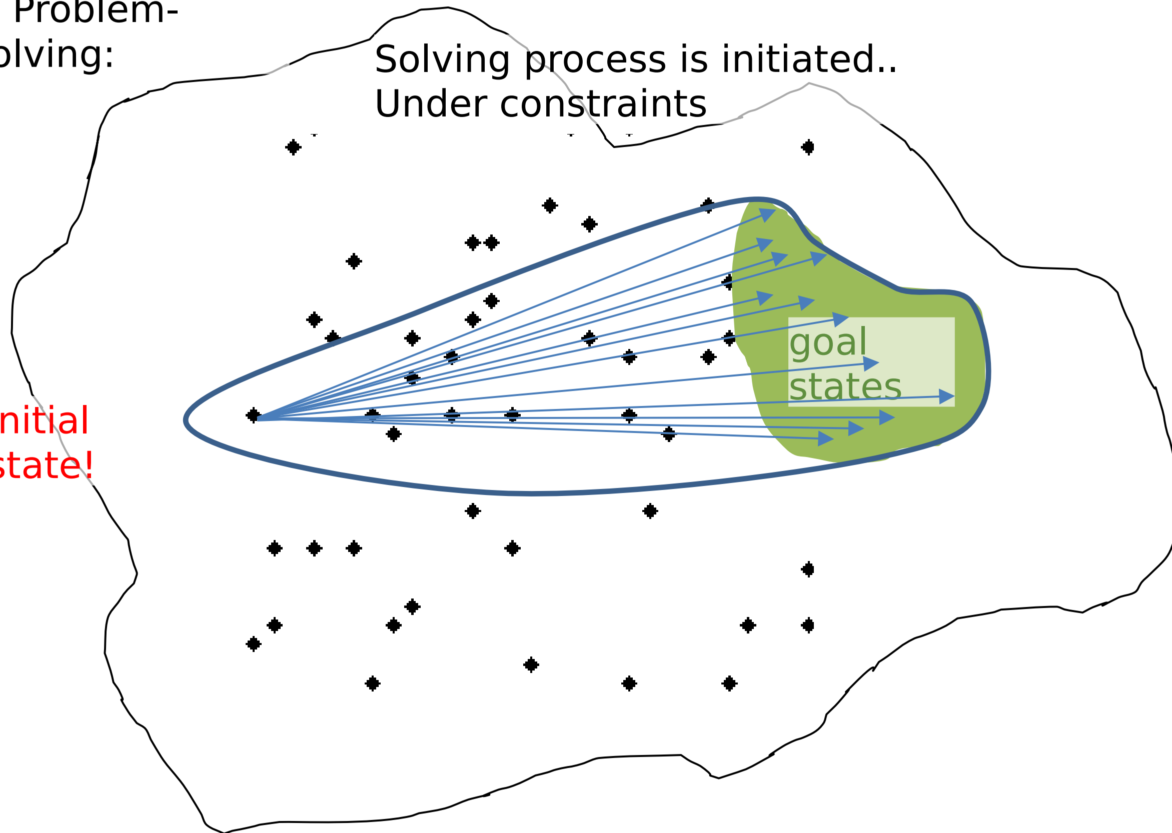
In Problem-
Solving:
purpos
e
proble
m
goal
states
initial
state!

State space

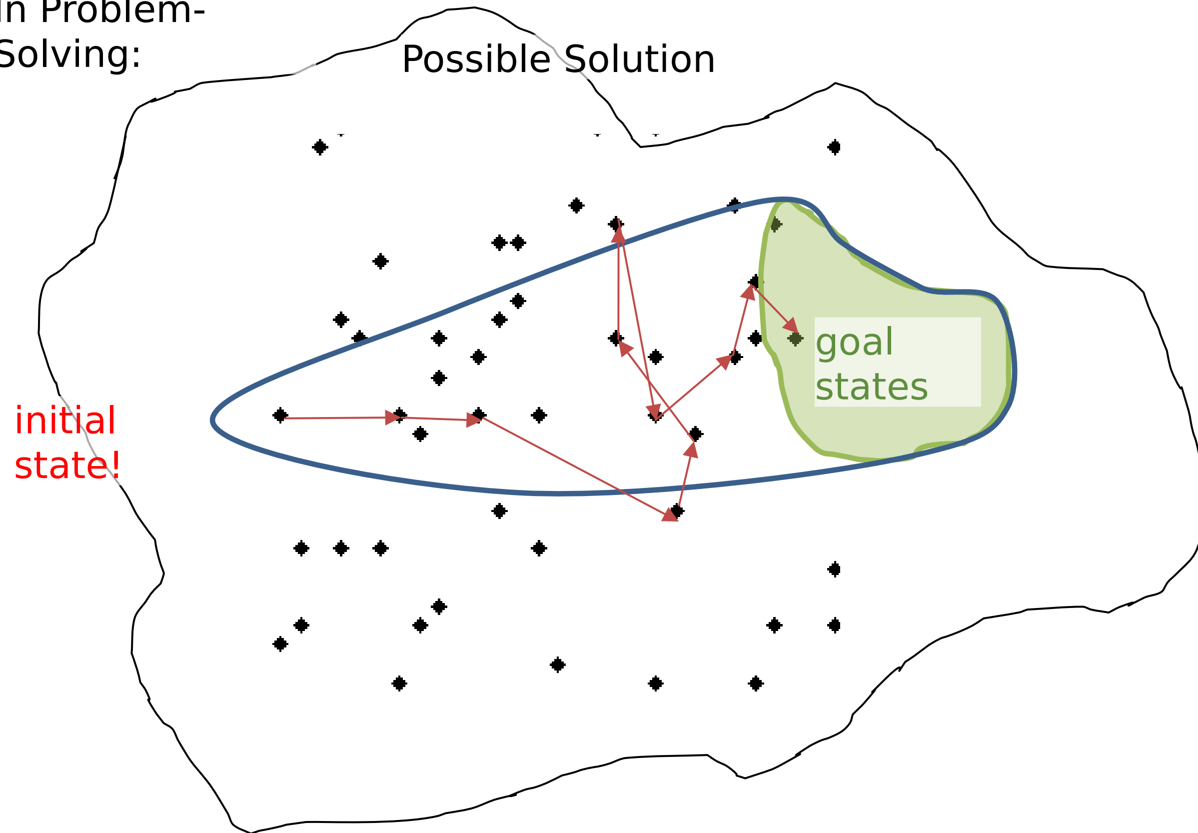

In Problem-Solving:
purpos
e
proble
m
initial
state!
goal
states

State space

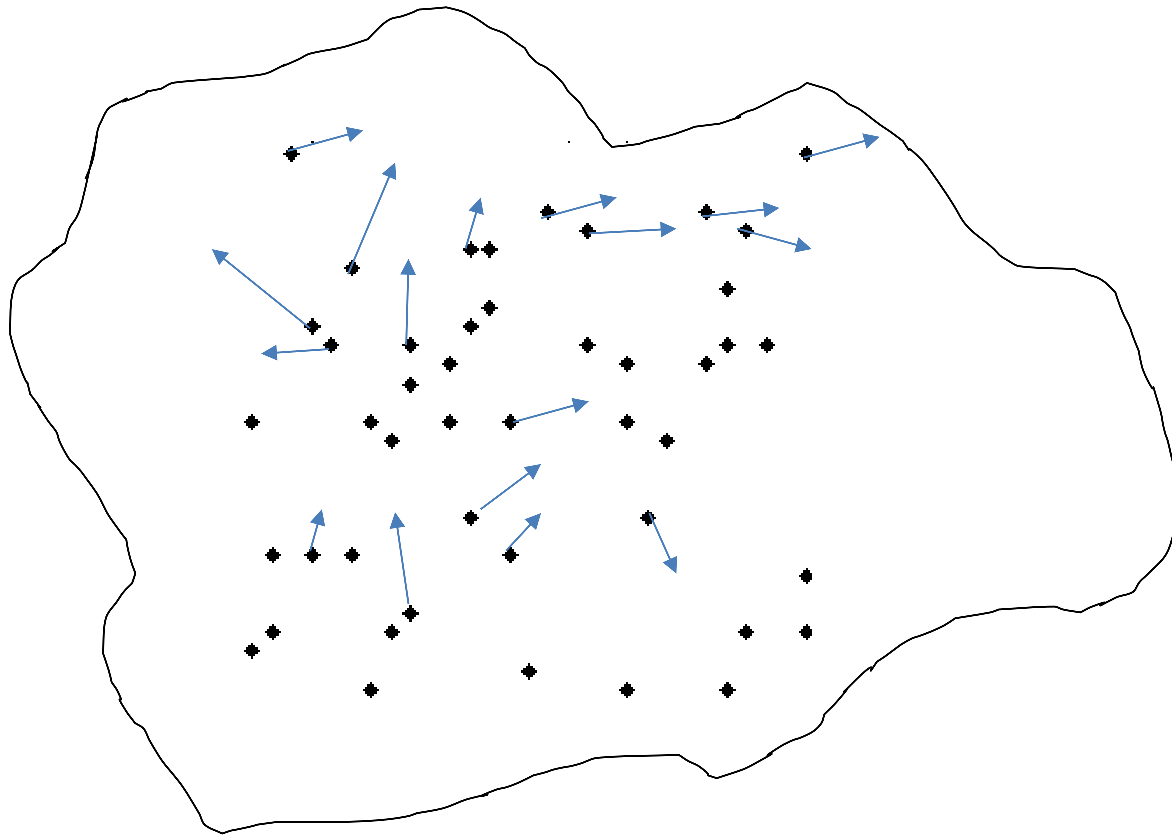
In Problem-
Solving:



State space


In Problem-
Solving:
Possible Solution
initial
state!
goal
states

RL and action space



- Dynamics of a system **without** intervention

Probability distributions can factor

$$p(x_1, x_2, \ldots, x_d) = \prod_{i=1}^{d} p(x_i | x_{i-1}, \ldots, x_1)$$

Sometimes simpler factorizations are possible, e.g. Markov chain

$$p(x_1, x_2, \ldots, x_d) = \prod_{i=1}^{d} p(x_i | x_{i-1})$$

or

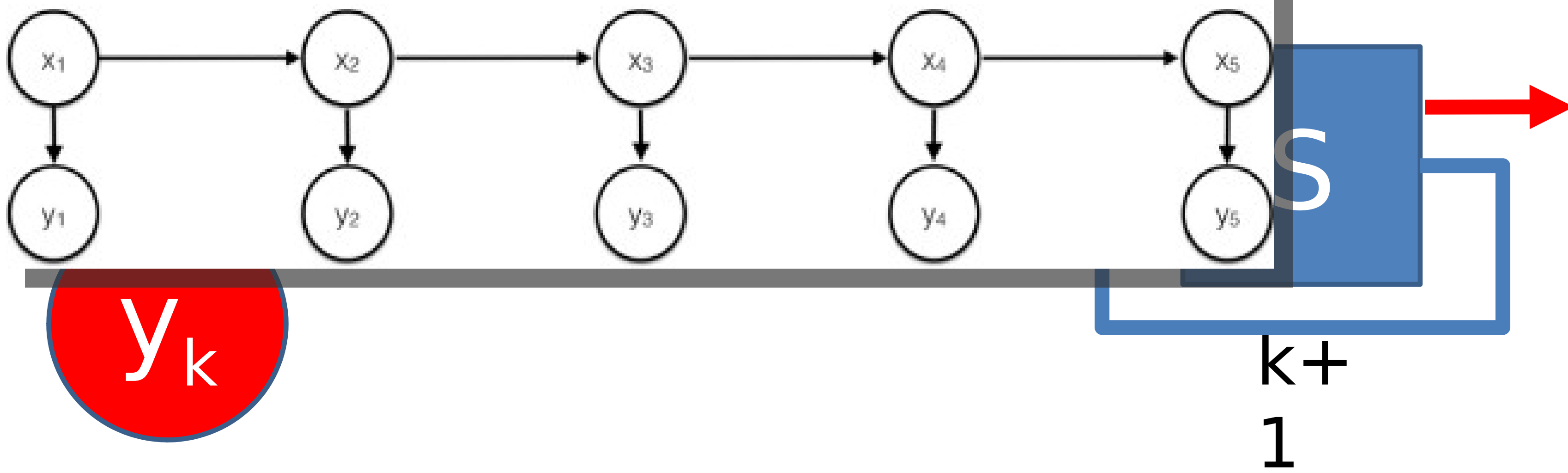
$$p(x_i, x_k | x_j) = p(x_i | x_j) p(x_k | x_j) \qquad i < j < k$$

$$p(x_1, \ldots, x_T) = p(x_1) \prod_{t=1}^{T-1} p(x_{t+1} | x_t)$$

S

k+
1

- Dynamics of a system **without** intervention



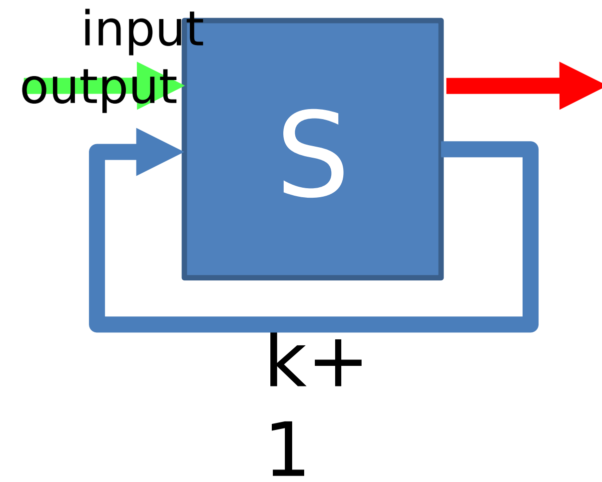
- Dynamics of a system **with** intervention

S_k

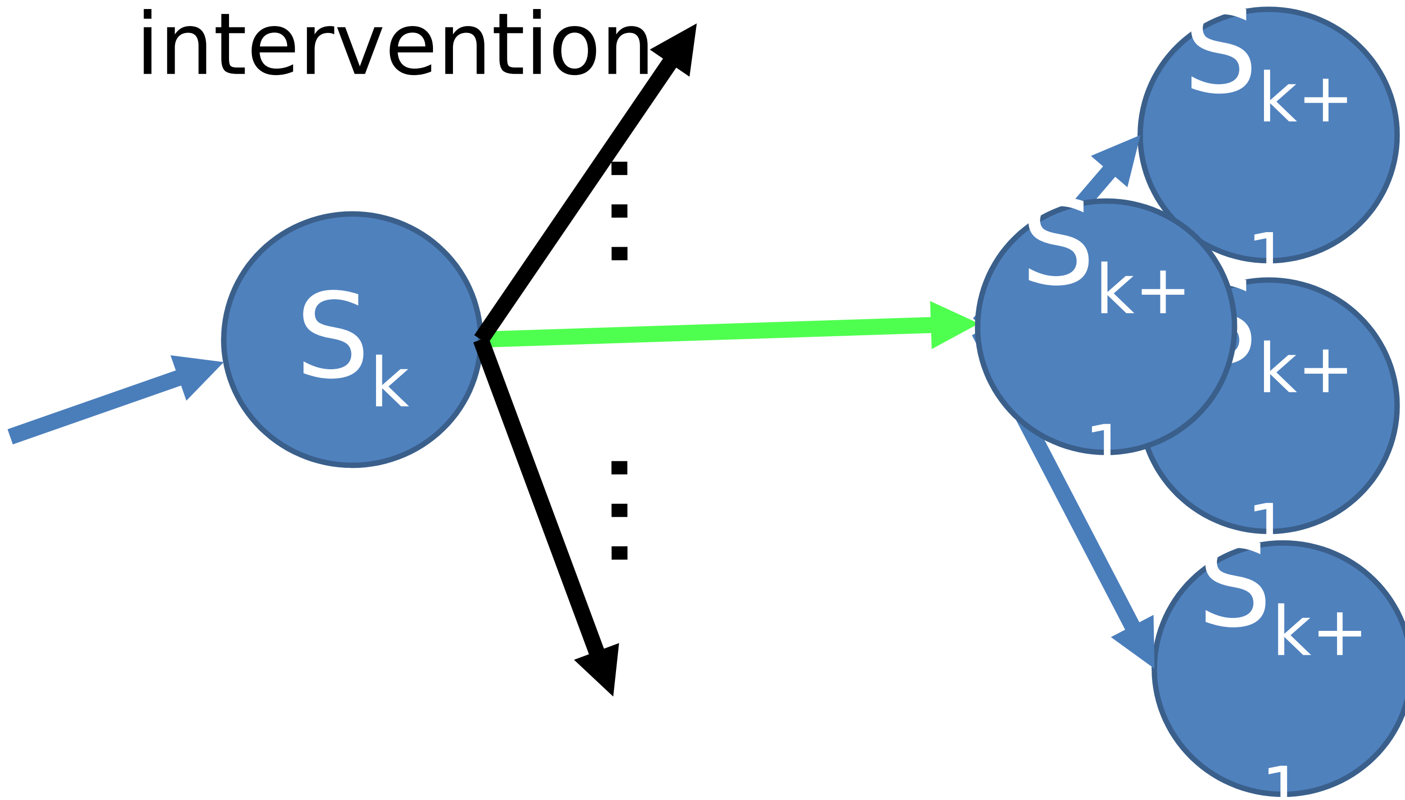
S_{k+1}

y_k

or



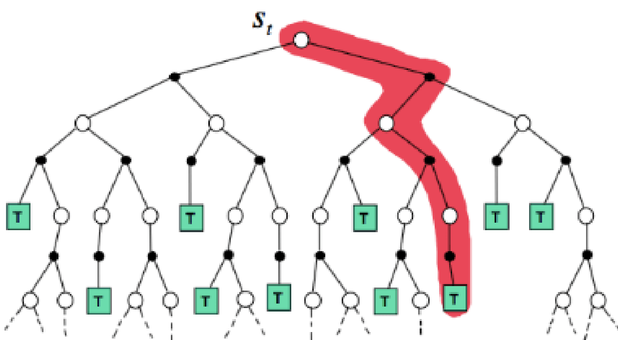
- Dynamics of a system **with** intervention



Deterministic
Stochastic
system

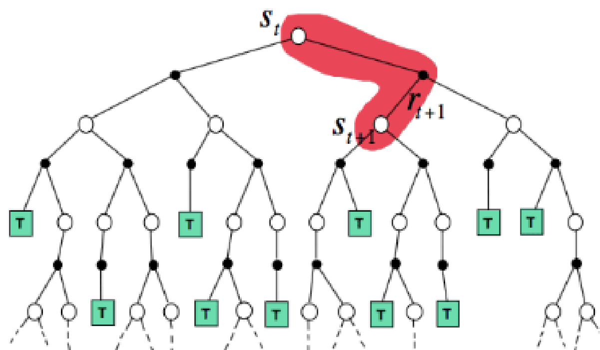
Monte-Carlo

$V(S_t) \leftarrow V(S_t) + \alpha\left(G_t - V(S_t)\right)$



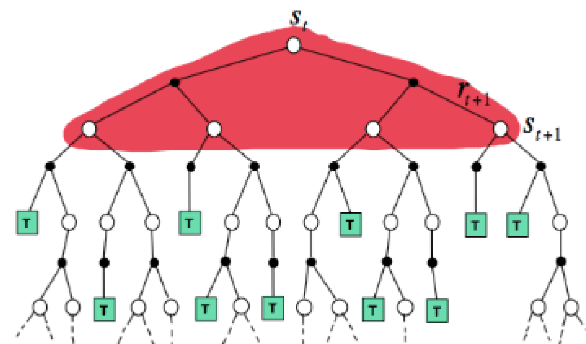
Temporal-Difference

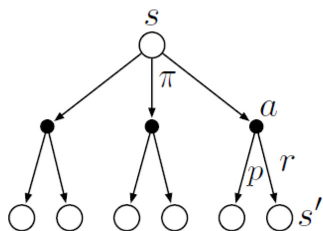
$V(S_t) \leftarrow V(S_t) + \alpha\left(R_{t+1} + \gamma V(S_{t+1}) - V(S_t)\right)$

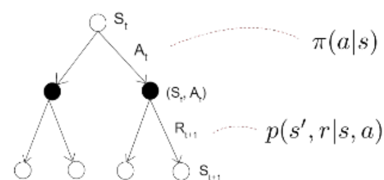


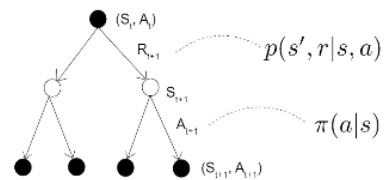
Dynamic Programming

$V(S_t) \leftarrow \mathbb{E}_\pi\left[R_{t+1} + \gamma V(S_{t+1})\right]$

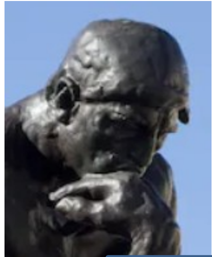








We against the reality



vs



The realization of the will
(rule the world)

Model → Control

Physics
Economi
cs
Psycholo
gy
⋮

במה נתעסק?

צריך מודל מורכב (black box) על מנת לאפשר הפשטה במקום האדם



נדרש אי-יכולת חיזוי מראש, אין תוצאות מיידיות

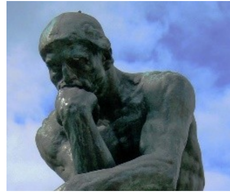




=

מח האדם מאוד מורכב (black-box)

+



אדם חושב – איך לפשט



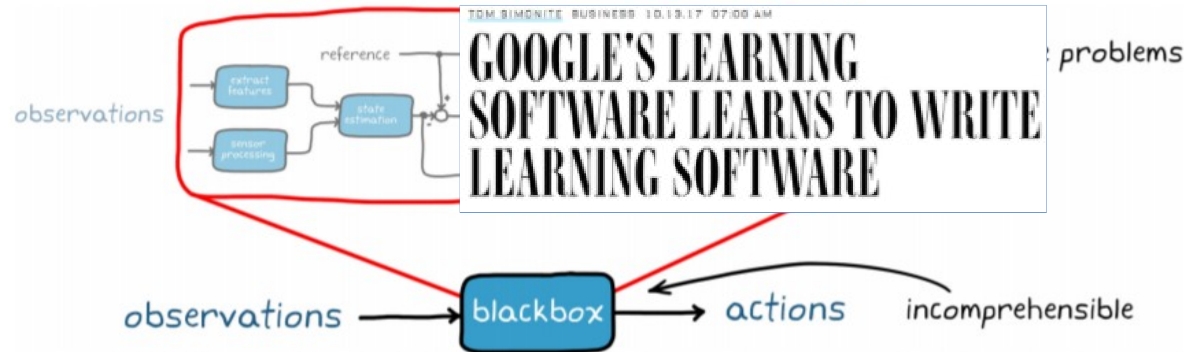
תעשיה דורשת תוצאות טובות מיידיות וחזויות



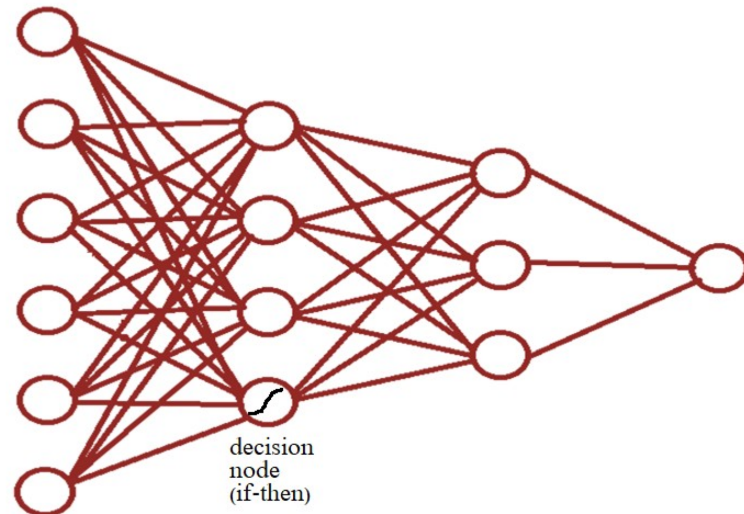


סתירה

Black-box issue

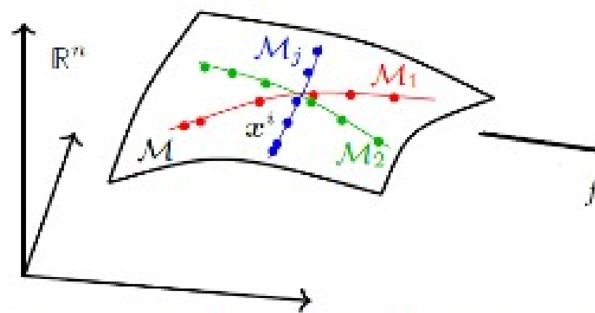
1. 

2. Prediction verse Causality
3. Purpose: representation of data
4. Not so black:
5. White approac



White-Box approaches (Sparsity)

- First principles



Essence neural networks (ENNs)

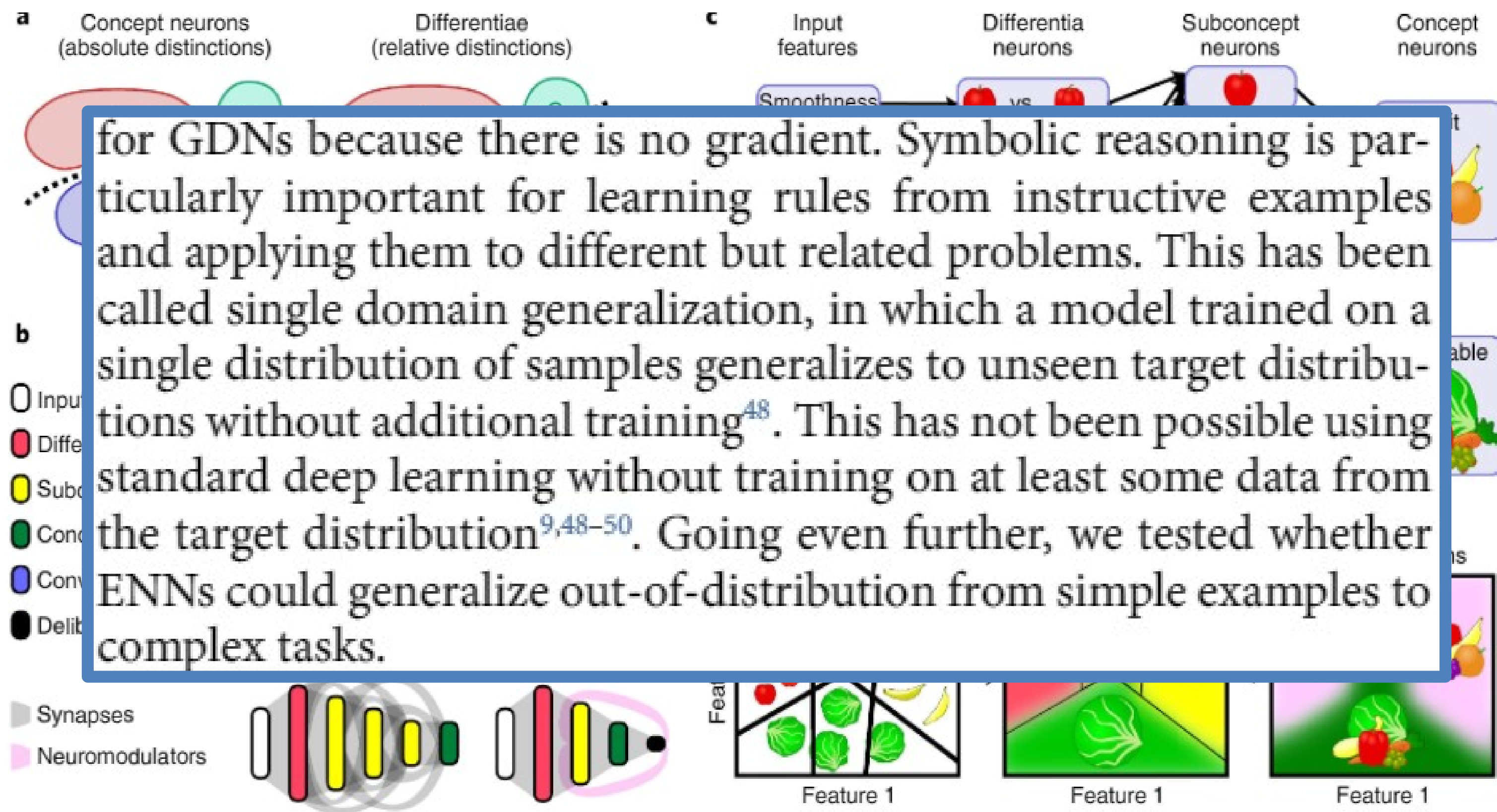

for GDNs because there is no gradient. Symbolic reasoning is particularly important for learning rules from instructive examples and applying them to different but related problems. This has been called single domain generalization, in which a model trained on a single distribution of samples generalizes to unseen target distributions without additional training[48]. This has not been possible using standard deep learning without training on at least some data from the target distribution[9,48–50]. Going even further, we tested whether ENNs could generalize out-of-distribution from simple examples to complex tasks.

Fig. 1 | Connectivity principles of ENNs. a, Concept neurons absolutely distinguish a single concept (for example, B-like or not-B-like), while differentia neurons relatively distinguish pairs of concepts (for example, more A-like versus more B-like). **b**, The many ways to design ENN architectures. **c**, A detailed examination of the structure of a basic ENN showing how its architecture directly integrates reasoning processes (for example, recognizing culinary types of produce). Only apple-distinguishing differentia neurons are depicted here, and each differentia neuron connects to its corresponding subconcept neurons, which then connect to the corresponding concept neuron. **d**, The structure of conceptual space is learned directly by ENNs. Differentia neurons form hyperplane decision boundaries (lines) in conceptual space. They feed forward to subconcept neurons, each forming a subregion (colored areas) defined by differentia neuron boundaries. These feed into concept neurons, each forming a possibly disconnected conceptual region from its subconcepts.

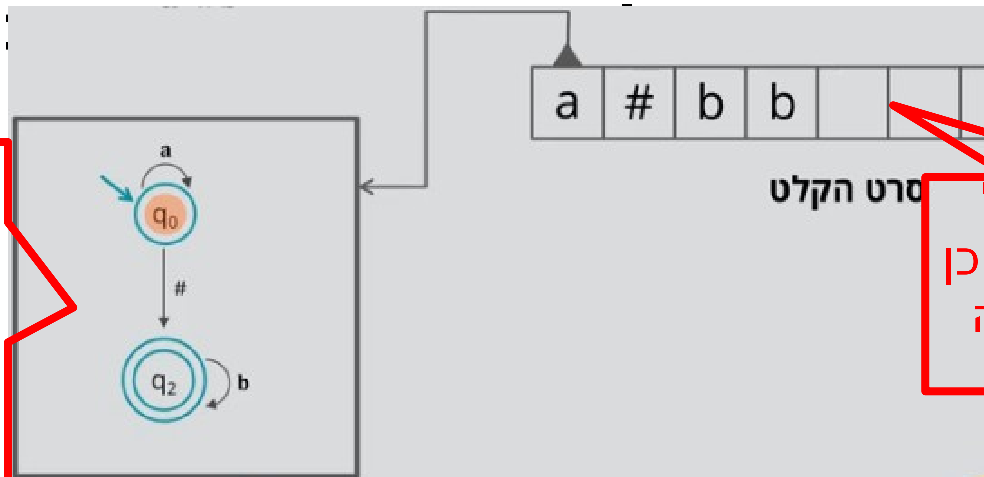
מודלים חישוביים

- דן בבעיות הכרעה=מתבצע חישוב שתוצא...
אך אנו ...



יכולות גם להתבטא ע"י ביטוי רגולרי, כגון:
:**ab*** is equivalent to
...,ab1, abcd, ab23

- **מודל חישובי הכי פשוט: אוטומט סופי, שמבטיח תוצאה כן לקלטים ששייכים למה שנקרא "שפות רגולריות". במודל זה יש רק מצבי... ...רים עקב קלט נוכחי ב...**



אוטומט הוא תצוגה גרפית של מעבר בין מצבי המערכת עקב כניסת קלט כלשהו. מטרת האוטומט היא לעבד רצף קלטים שבסופו יגיע למצב מקבל=שהכרעה היא כן

שפה היא קבוצת כל רצפי הקלטים שיפיקו כן בבעיית הכרעה, שבה הקלט רציף

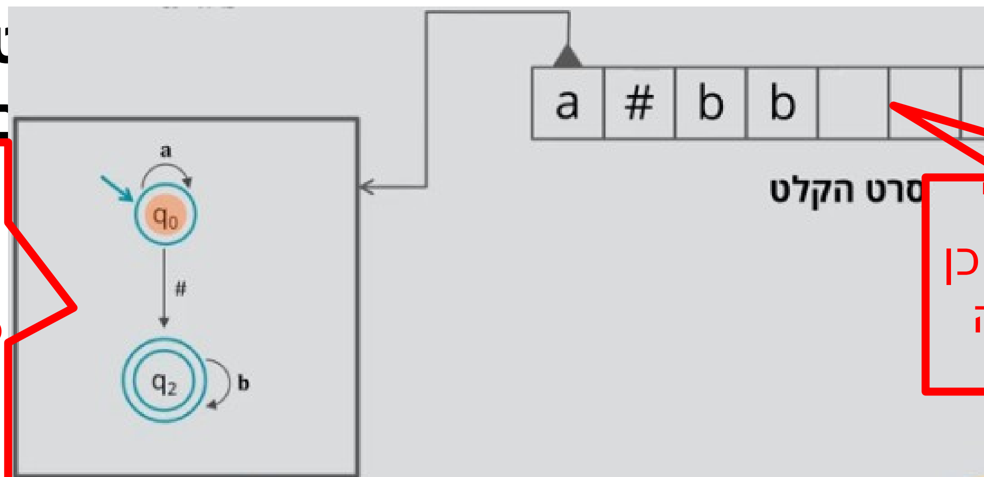
מודלים חישוביים

- דן בבעיות הכרעה=מתבצע חישוב שתוצאתו כן/לא, למשל:



אך אנו דנים בבעיות עם רצף

- מודל חישובי הכי פשוט: אוטומט סופי (מחשב רק מעבר בין קלטים)
- **מודל מורחב ... י, שכעת הקלט לא ק ... יסטי:**



אוטומט הוא תצוגה גרפית של מעבר בין מצבי המערכת **(עקב כניסת קלט או לא)**. מטרת האוטומט היא לעבד רצף קלטים שבסופו יגיע למצב מקבל=שהכרעה היא כן

שפה היא קבוצת כל רצפי הקלטים שיפיקו כן בבעיית הכרעה, שבה הקלט רציף

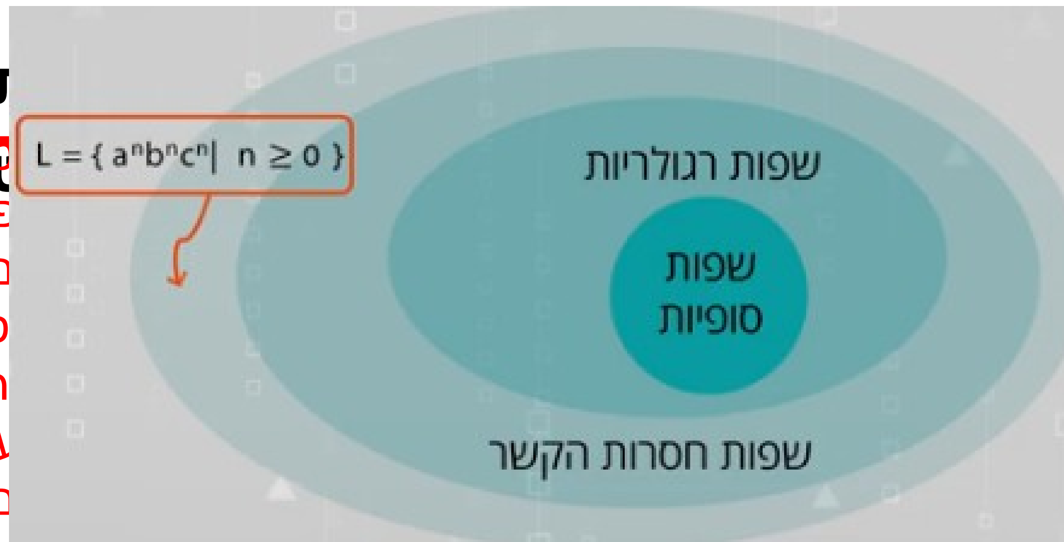
מודלים חישוביים

- דן בבעיות הכרעה=מתבצע חישוב שתוצאתו כן/לא, למשל:



אך אנו דנים בבעיות עם רצף של קלטים

- מודל חישובי הכי פשוט: אוטומט סופי (מחשב רק מעבר בין קלטים)
- מודל מורחב יותר: אוטומט סופי לא דטרמיניסטי (מעברים הסתברותיים)
- **מודל מורחב** **ת הקשר,**
  עם כללי דקד **ט אלא גם**
  זכרון עבודה



טומט היא תצוגה
פית של מעבר בין
בי המערכת (עקב
סת קלט או לא).
רת האוטומט היא
עבד רצף קלטים
בסופו יגיע למצב
מקבל=שהכרעה היא
כן

שפה היא קבוצת כ
רצף הקלטים שפיקו
בבעיית הכרעה, שב
הקלט רציף

מחסנית היא זכרון
שמאפשר קריאה/כתיבה
בו

מודלים חישוביים

• דן בבעיות...
האם המספר ראשוני?
567
קלטים

• מודל חיש...
קלטים)

• מודל מו...
הסתברות

• מודל מו...
לקריאה/כתיבה)

• **מודל מוכתב ...**
תוזה-חופשית/...
כלליות

משל:
עם רצף של
ר בין
רים

AGI/brain memory: we have working memory which is like the tape to read/write while program is executed, but we also have long-term memory, to reuse past experiences, and find similar to the current task...

$L = \{ w \in \{a,b\}^* \mid \#a_w = \#b_w \}$

מודל חישובי	דקדוקים	שפות
מכונת טיורינג	כלליים	קבילות
אוטומט חסום ליניארית	תלויי הקשר	תלויות הקשר*
אוטומט מחסנית	חסרי הקשר	חסרות הקשר
אוטומט סופי	רגולריים	רגולריות

...ת במקום אוטומט ומחסנית יש לנו רקב...
ותזוזה בכיוון אחד בלבד

שפה כריעה = מקבלת כל המילים שבשפה ודוחה את המילים שלא בה. מחויב שהמכונה תעצור לכל קלט. שפה קבילה = כל המילים שבשפה היא מקבלת אך אלו שלא בשפה היא לא מקבלת (אך לא בוודאות דוחה כמו בהגדרה הקודמת)

מודלים חישוביים

- דן בבעיות הכרעה עם רצף של קלטים. מודל טיורינג: שפות דקדוק כלליות
- שפה כריעה = מקבלת כל המילים שבשפה ודוחה את המילים שלא בה.
- שפה קבילה ... פה היא מקבלת אך אלו שלא בשפה היא ל... בוודאות דוחה/עוצרת כמו בהגדרה הקודמת).

ATM = { (P,w) | P(w) = 1 }

("start-a(x){ if x[0] == 'a' return(1); else return(0); }","abb") ∈ ATM

("start-a(x){ if x[0] == 'a' return(1); else return(0); }","bab") ∉ ATM

("pol(x) { for i = 0 to length(x) - 1: if x[i] != x[length(x) - 1] return(0) ; return(1); }" ,"bab") ∈ ATM

("QQ(x) { while(1); } ", "bab") ∉ ATM

קבילה

כריעה

תלוית-הקשר

חסרת-הקשר

רגולרית

סופית

E = { P | L(P) = ∅ }

QQ(x) {while(1);} ∈ E

start-a(x) {if x[0] == 'a' return(1); return(0); } ∉ E

start-a(x) {if x[0] == 'a' return(0); return(0); } ∈ E

How Networks Generalize Examines DeepMind and Climb the Chomsky Hierarchy

Can ML architectures learn formal langu...

Level	Architecture	Description
R-	Transformer Vaswani et al. (2017)	The encoder with stacked multi-head attention layers and dense layers.
R	RNN Elman (1990)	A classical RNN with ReLU activations.
R +	LSTM Hochreiter and	A classical LSTM
DCF+		
NDCF		
CS	Tape-RNN	An RNN with a finite tape, as in a Turing machine (similar to Baby-NTM Suzgun et al. (2019b)).

Level	Task	Example Input	Example Output	RNN	Stack-RNN	NDStack-RNN	Tape-RNN	Transformer	LSTM
R	Even Pairs	$aabba$	True	**1.00**	**1.00**	**1.00**	**1.00**	0.62	**1.00**
R	Modular Arithmetic (Simple)	$1+2-4$	4	**1.00**	**1.00**	**1.00**	**1.00**	0.22	**1.00**
R	Parity Check	$aaabba$	True	**1.00**	**1.00**	**1.00**	**1.00**	0.60	**1.00**
R	Compare Occurrence★	$aabba$	True	**0.94**	**1.00**	**0.96**	**1.00**	**0.98**	**0.95**
DCF	Modular Arithmetic	$-(1-2)\cdot(4-3\cdot(-2))$	0	0.38	0.82	0.40	**0.90**	0.31	0.64
DCF	Reverse String	$aabba$	$abbaa$	0.61	**1.00**	0.62	**1.00**	0.55	0.60
DCF	Solve Equation	$-(x-2)\cdot(4-3\cdot(-2))=0$	1	0.44	0.52	0.55	0.49	0.27	0.27
									0.63
									0.99
									0.62
									0.55
									0.51
									0.55
CS	String	$abaab$	$abaababaab$	0.50	0.53	0.51	**1.00**	0.54	0.59
CS	Interlocked Pairing★	$aaaab$	$aaaabbbbba$	0.52	**0.94**	0.52	**0.99**	0.61	**0.99**
CS	Odds First	$aaabaa$	$aaaaba$	0.51	0.51	0.51	0.72	0.54	0.55

How the models are checked? via *program induction*: the goal is to obtain a model that correctly identifies the underlying data-generating process given examples of input-output sequences. Then, if the model is correct, it can produce results in accordance with the generative process for previously unseen input sequences.

Propositional □ 1st □ 2nd □ High order Logic

Functional Programming (FP)
–verse-
Object Oriented Programming (OOP)

- <u>3 main paradigms:</u>
  1. 1970's global variables with functions that can access them all
  2. FP: functions operate on functions
  3. OOP: objects with attributes and their functions

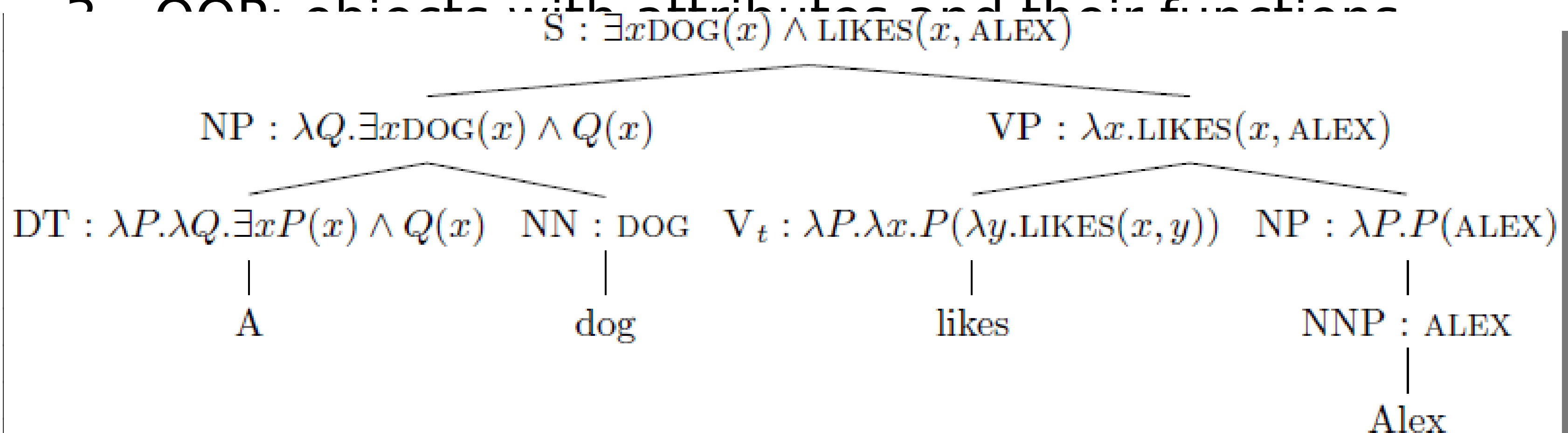


Figure 12.4: Derivation of the semantic representation for *A dog likes Alex.*

object. In this way, it is not necessary to extend a class with inheritance.

Programming Paradigms

From Wikipedia, imperative type (like OOP):

- structural with no free jumping from command to command (no GOTO),
- procedural which groups instructions into procedures,
- object-oriented which groups instructions with the part of the state they operate on,

and declarative: programmer merely declares properties of desired result, not how to compute it:

- functional in which the desired result is declared as the value of a series of function applications,
- logic in which desired result is declared as answer to a question about a system of facts and rules,
- mathematical in which the desired result is declared as the solution of an optimization problem
- reactive in which the desired result is declared with data streams and the propagation of change

Paradigms Programming

1. structured programming: extensive use of the structured control flow constructs of selection (if/then/else) and repetition (while and for), block

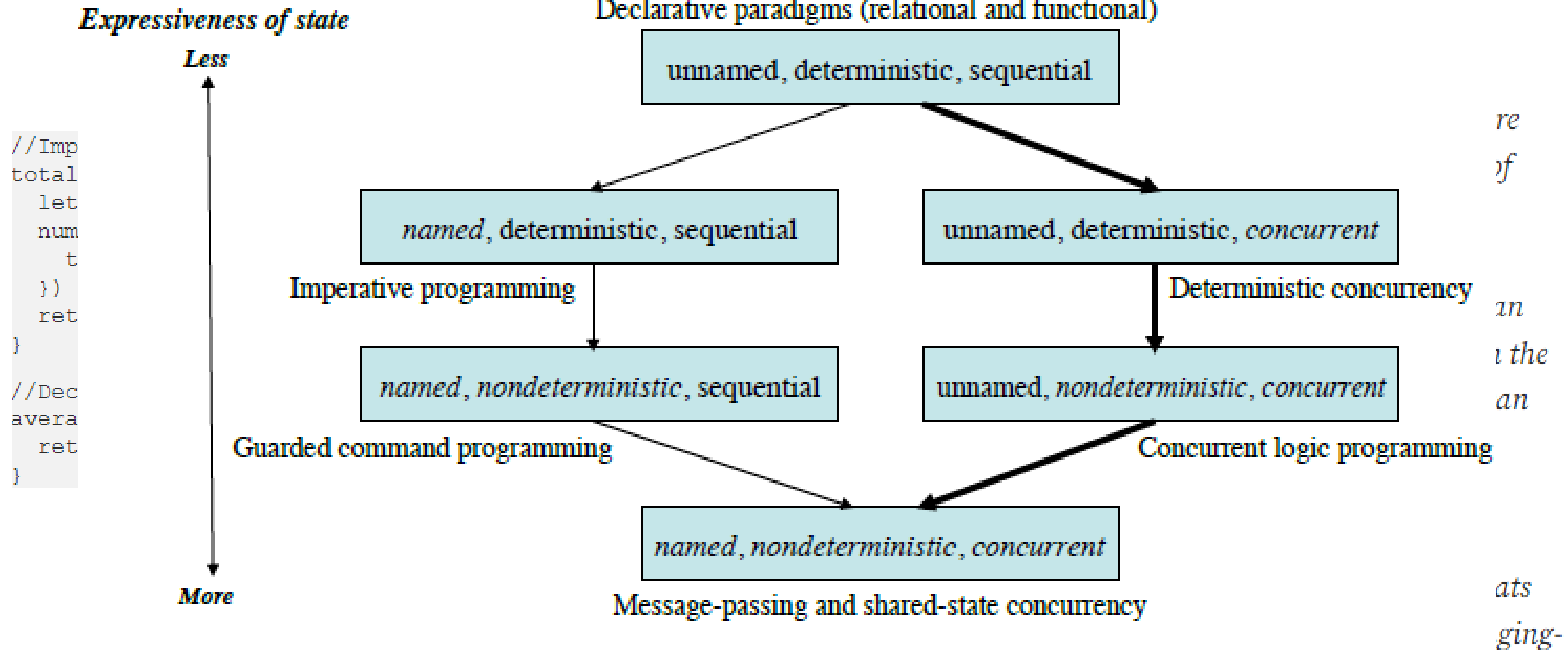
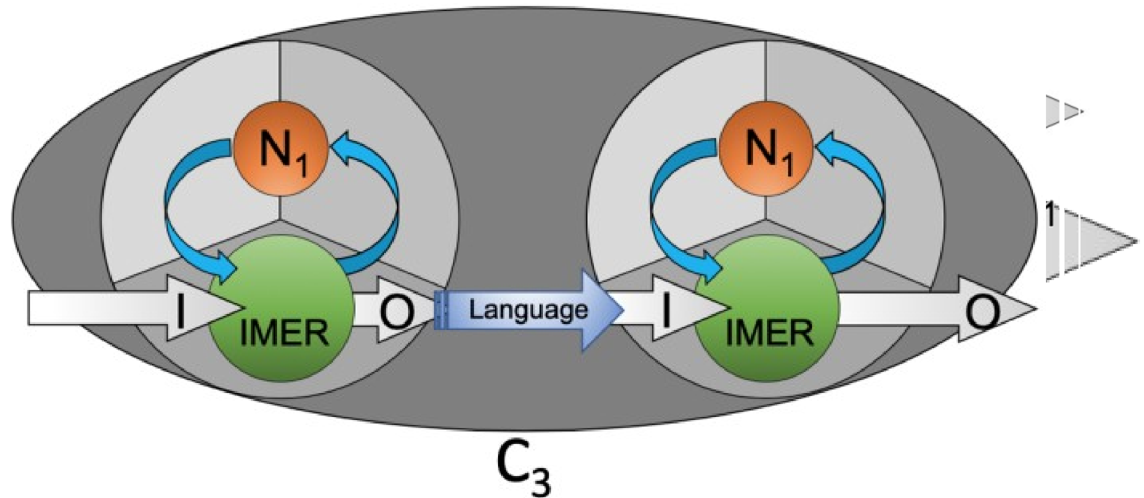


Figure 3. Different levels of support for state

5. logic programming: largely based on formal logic. Any program written in a logic programming language is a set of sentences in logical form, expressing facts and rules about some problem domain.

Flow Theory (IFT) of Information Biologic and Machine Consciousness

- Basic IPU=unit (ir
- Composite unit/IP
- Self-Awareness (S
- Human Conscious
- Adding Language
- AGI(>=human): C0(+R1/R2/both)
- Superhuman Consciousness
- Universal Consciousness

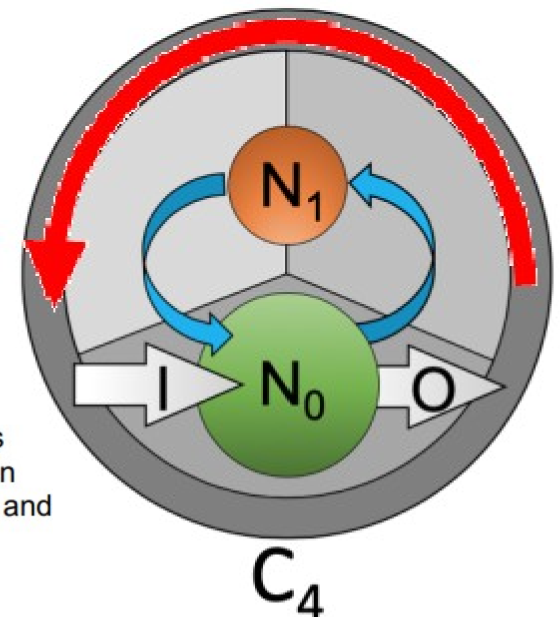


IMER: The integration c disparate sensory information into a broader temporo-spatial internal model of external reality (IMER), e.g. how human interpret reality.

Mat

Both superhuman and universal model intelligence as multi-agent system (from one→few→many→all agents):

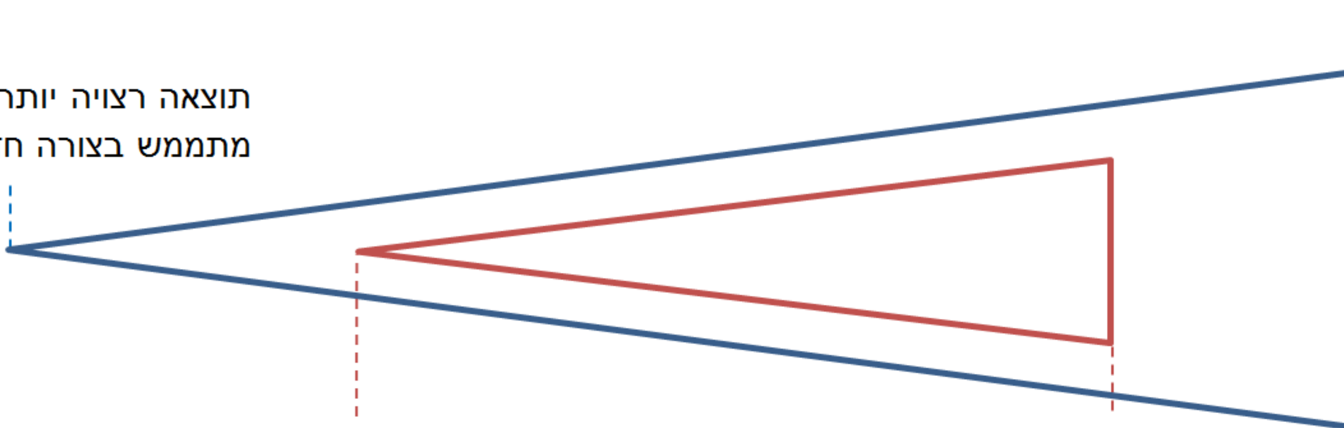
10. A C_3 IPU represents a collective of C_2 or lower IPUs which may increase the fidelity of its IMER to idealized objective reality (IOR) through dynamic iteration facilitated by language. An IMER equivalent to IOR can only occur within a universal C_4 IPU where all external systems and information are internalized and the input/output flows become recursive.



דוגמא לתכנון מול ביצוע

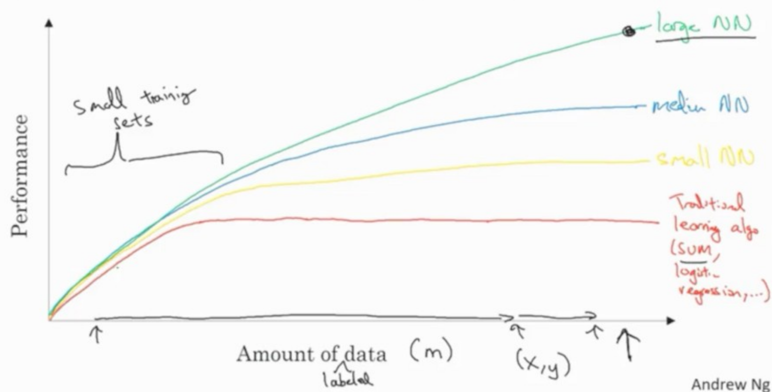
מחשבה מקיפה/
גדולה/כללית יותר

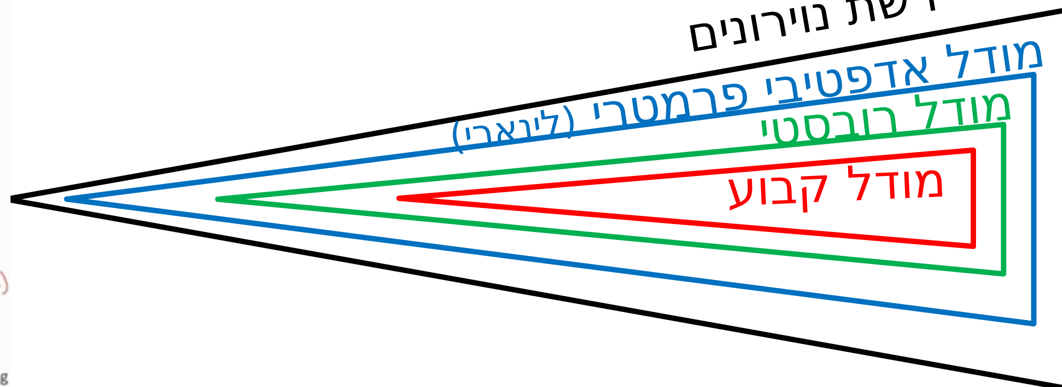
תוצאה רצויה יותר (רצון
מתממש בצורה חדה יותר)



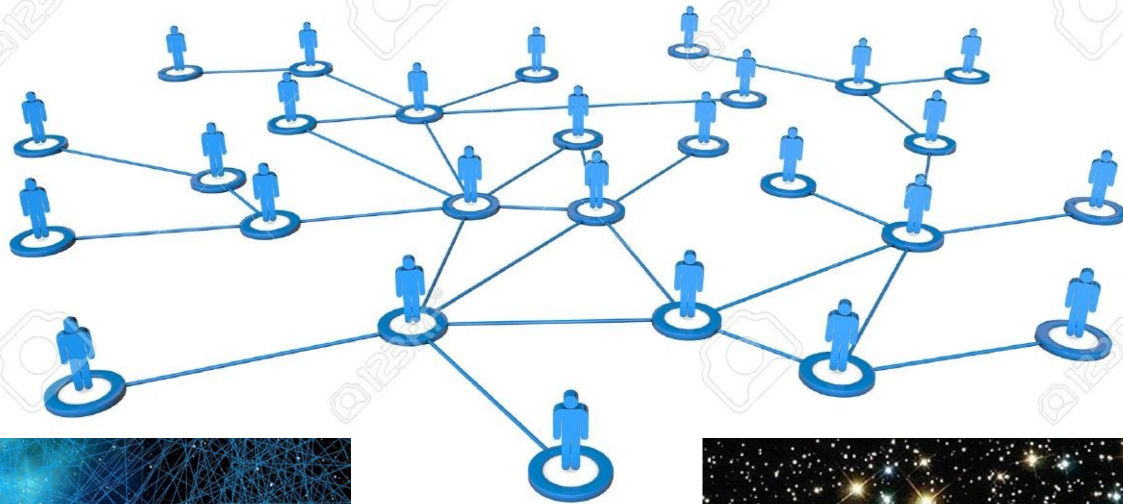
תוצאה רצויה פחות (רצון
קהה/מתפשר/מאוד ספציפי)

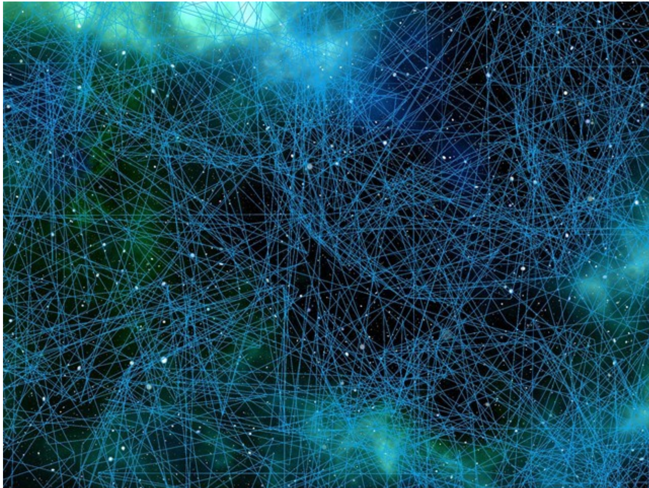
מחשבה
פרקטית/פרטית





רשתות נוירוניות כאופציה לבינה מלאכותית

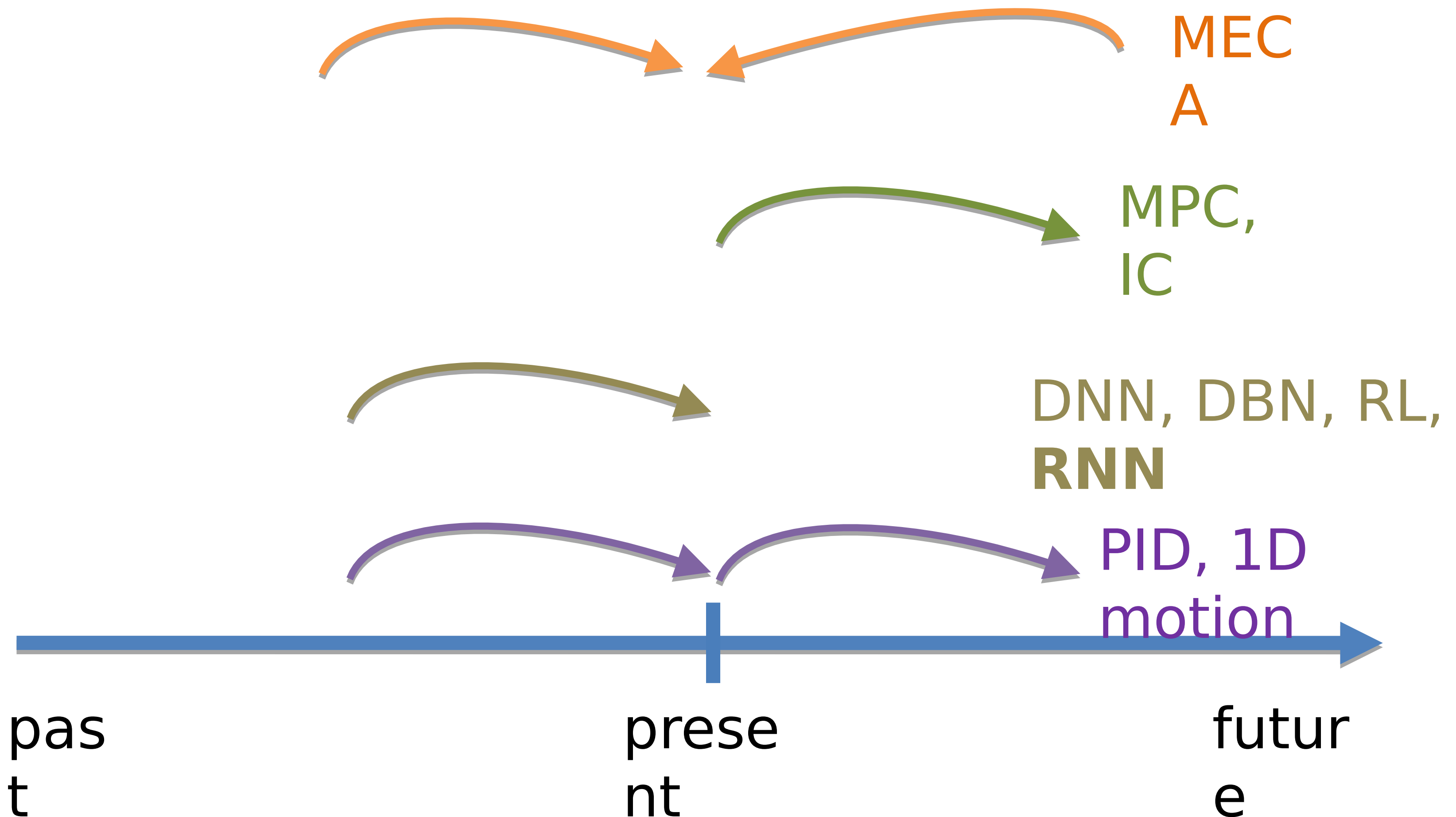






המח מעודד קישוריות, כך גם מטרת העולם הזה שמעודד איחוד בין בני האדם, ניתן ללמוד מכאן שיש פה רעיון רוחני, מוטיב חוזר

Past, Present and Future



אקראיות מול דיוק

זכרון מועט	זכרון רב	זכרון עצום
מודל כללי	מודלים לא פרמטריים	מודלים פרמטריים
גמישות רבה, לכן לוקחת בחשבון יותר סצנריים	גמישות מוגבלת וידועה מראש	גמישות אפסית לוריאציות, שינויים (כולל של מטרות)
סידור אקטיבי	נתון: סט מסודר	נתון: סט לא מסודר

אקראיות מול דיוק, בבחירה חופשית



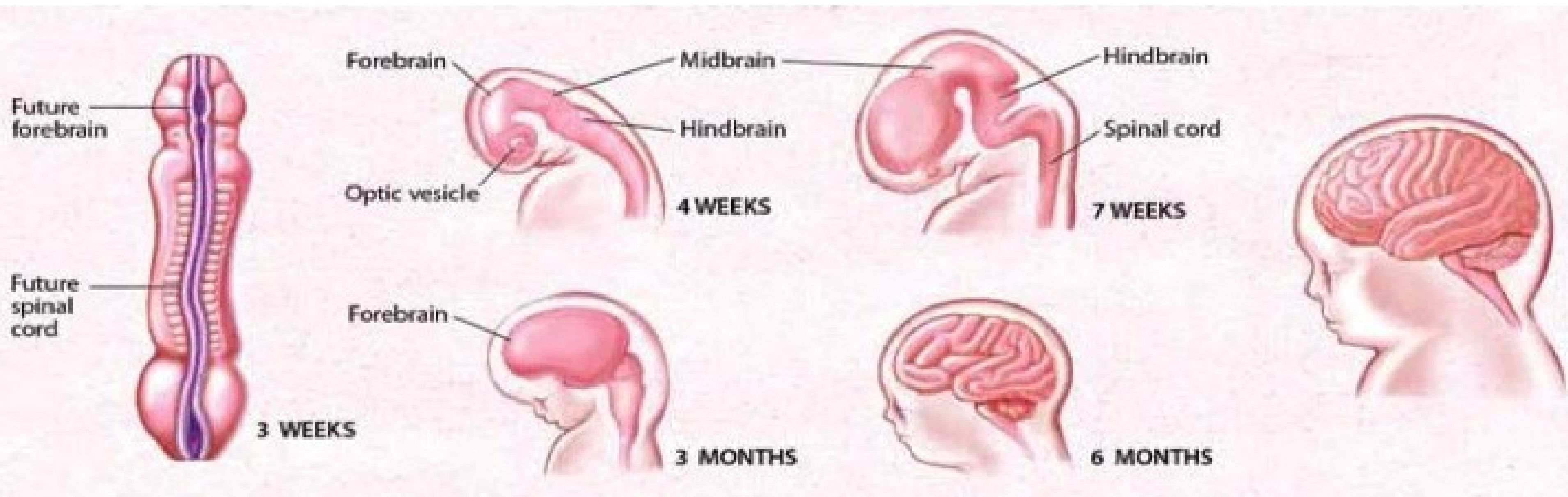
או:

מעשה/בחירה

נסיבות

אני

תכונות רצויות (לדעתי)

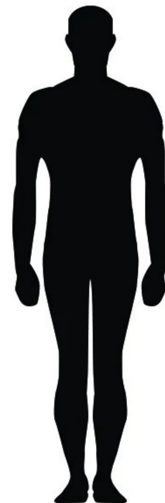


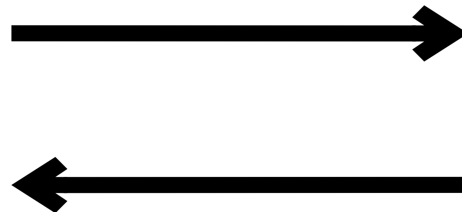
- בינה מתבגרת, ללמוד מהתבגרות ה...
- טרנספורמציה של ידע/בעיה, על מנת להתאים לשיטות פתרון

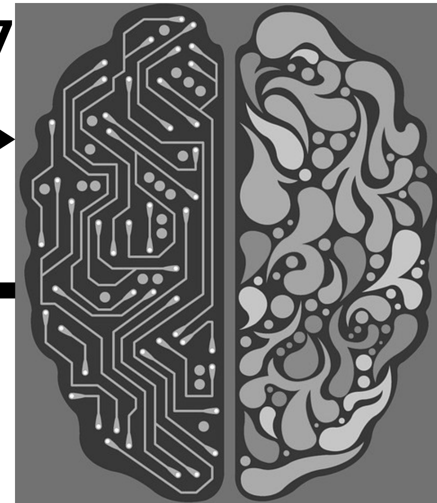
קל תית



- המידע
  המלאכ
- יש חשי
- צפי שנ ות כאלו
  עצמ לוב.

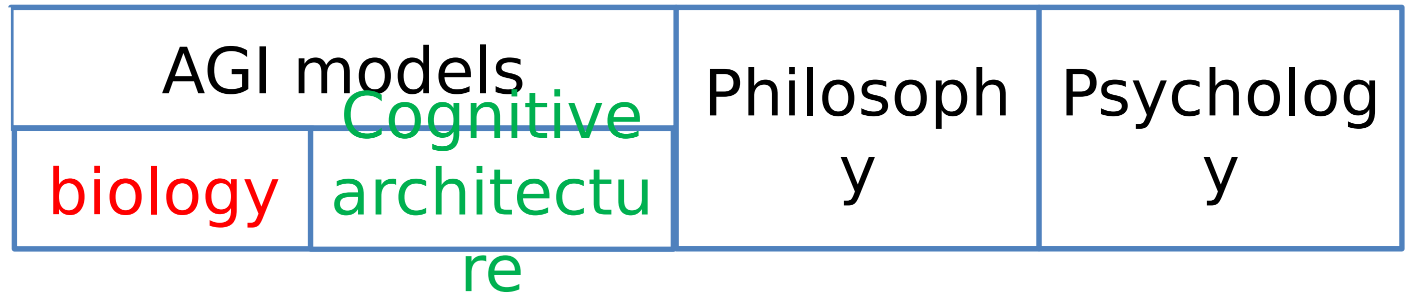


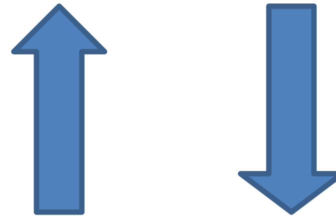




AGI research plan

top





bottom

Narrow AI (Deep Learning)

AGI models

HTM
SOAR
ACT-R
NARS
Novamente
Artificial life
OOPS
Kaiser's dag-based

AGI models

HTM
SOAR
ACT-R
NARS
Novamente
Artificial life
OOPS
Kaiser's dag-based

AGI models

HTM
SOAR
ACT-R
NARS
Novamente
Artificial life
OOPS
Kaiser's dag-based

AGI models

HTM
SOAR
ACT-R
NARS
Novamente
Artificial life
OOPS
Kaiser's dag-based

AGI models

HTM
SOAR
ACT-R
NARS
Novamente
Artificial life
OOPS
Kaiser's dag-based

AGI models

HTM
SOAR
ACT-R
NARS
Novamente
Artificial life
OOPS
Kaiser's dag-based

AGI models

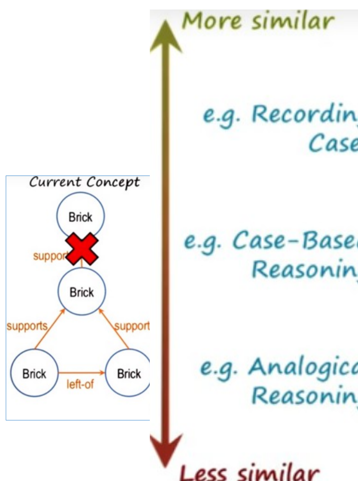
HTM
SOAR
ACT-R
NARS
Novamente
Artificial life
OOPS
Kaiser's dag-based

AGI models

HTM
SOAR
ACT-R
NARS
Novamente
Artificial life
OOPS
Kaiser's dag-based

From Course of AI

- Procedural memory
- Object-oriented representatior
- Problem solving –
  (from



Incremental Concept Le

Given new exampl

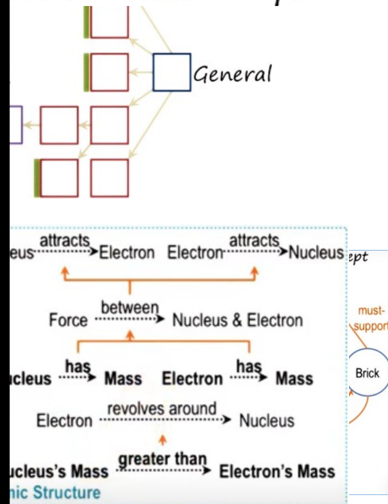
Superficial Similarity

- Features
- Counts
- Objects

Deep Similarity

- Relationships between objects
- Relationships between relationships

Methods	Tasks
Generate & Test	Configuration
Means-Ends Analysis	Diagnosis
Problem Reduction	Design
Production Systems	Meta-Reasoning
Case-Based Reasoning	Creativity
Planning	Classification
Analogical Reasoning	Systems Thinking



NN types (from here)

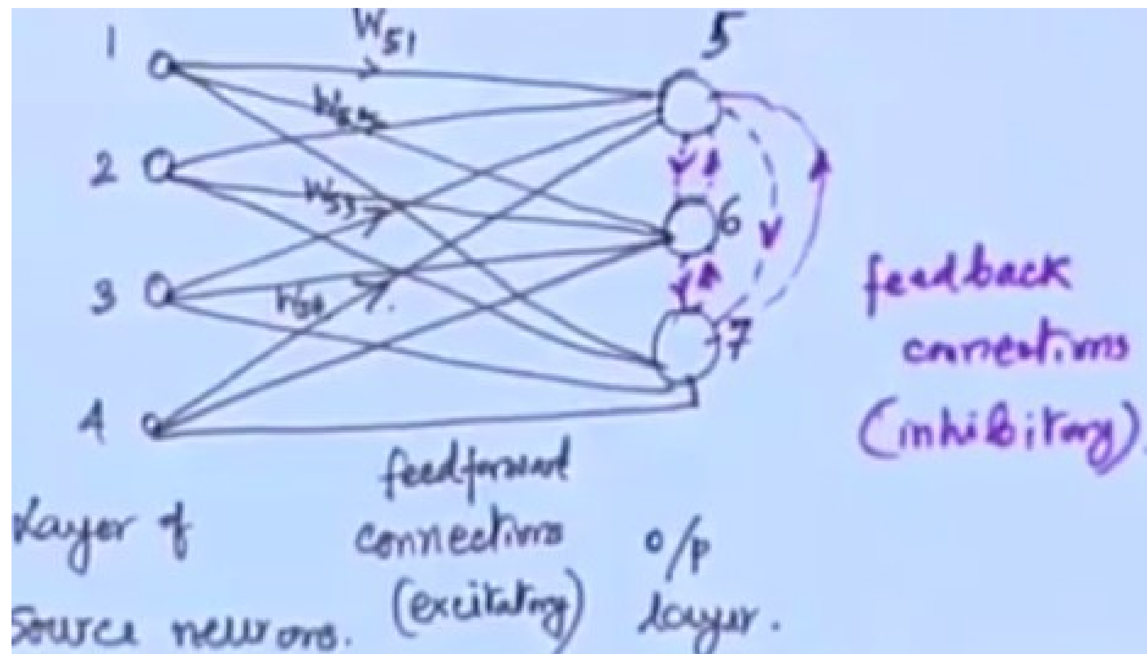
- Mapping NNs: Using a transfer function, mapping ANNs compute the sum of all the products of corresponding inputs and weights to make the outputs: $Y = f(X,W)$
- Recurrent NNs: Some (or all) of the outputs are connected to the inputs. The outputs of the ANNs are the function of the inputs, the weights, and some (or all) outputs: $Y = f(Y,X,W)$ or $y(t + 1) = f[Y(t), X(t), W(t)]$
- Temporal NN: Compute the rates of the changes of their outputs as a function of the outputs, the inputs and the weights: $dY/dt = f(Y,X, W)$
- Hybrid ANNs: Hybrid ANNs integrate different kinds of learning into one network.

DL methods

(from course)

Hebbian learning, :.e.g $\Delta w_{jk} = \gamma y_j y_k$ $\Delta w_{jk} = \gamma y_j (t_k - y_k)$

γ = the learning rate, k neuron to j neuron, t_k = desired/target activation provided by a teacher



DL methods

(from “Deep Learning For Sequential Pattern Recognition” - Pooyan Safari)

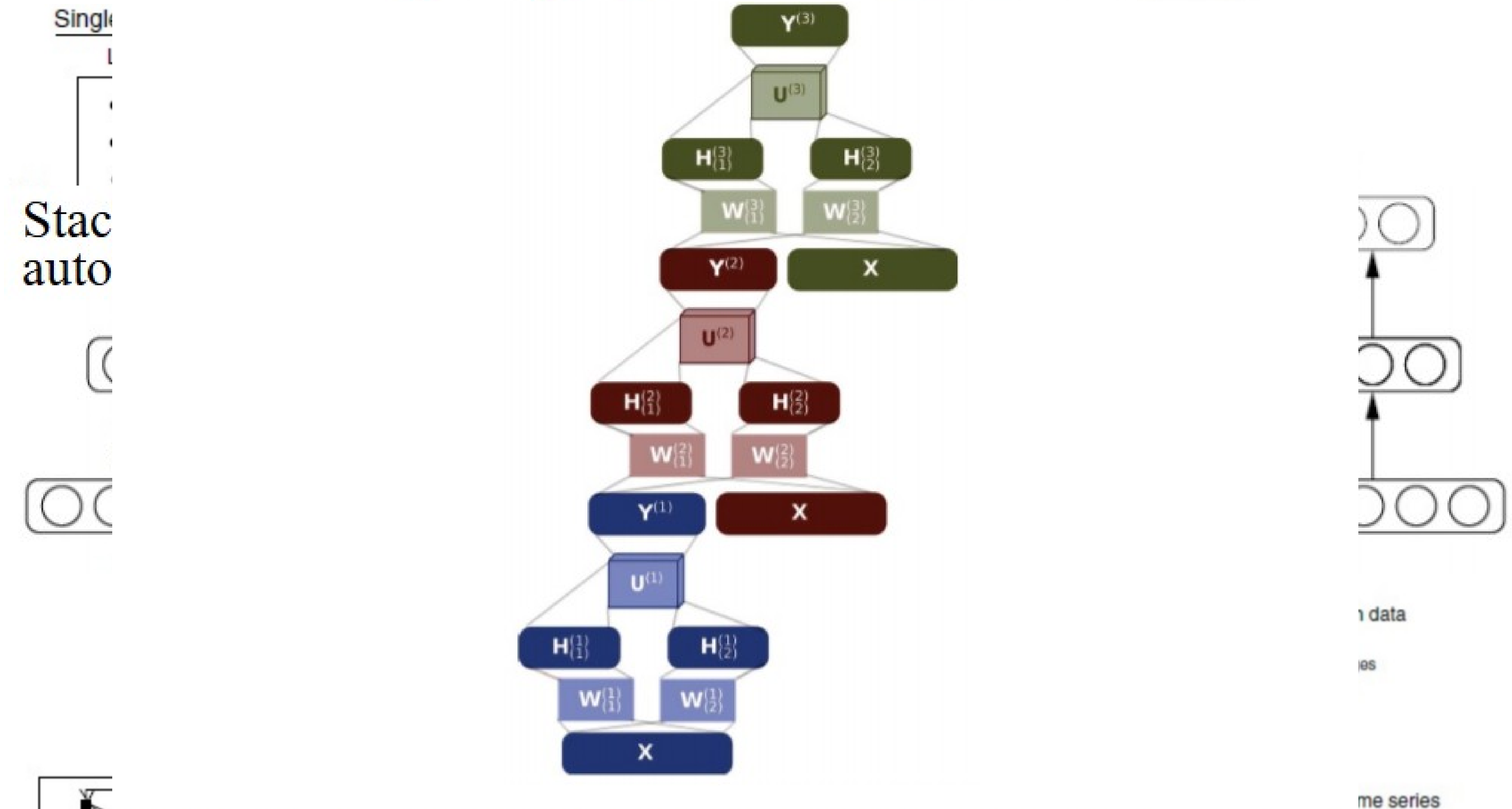
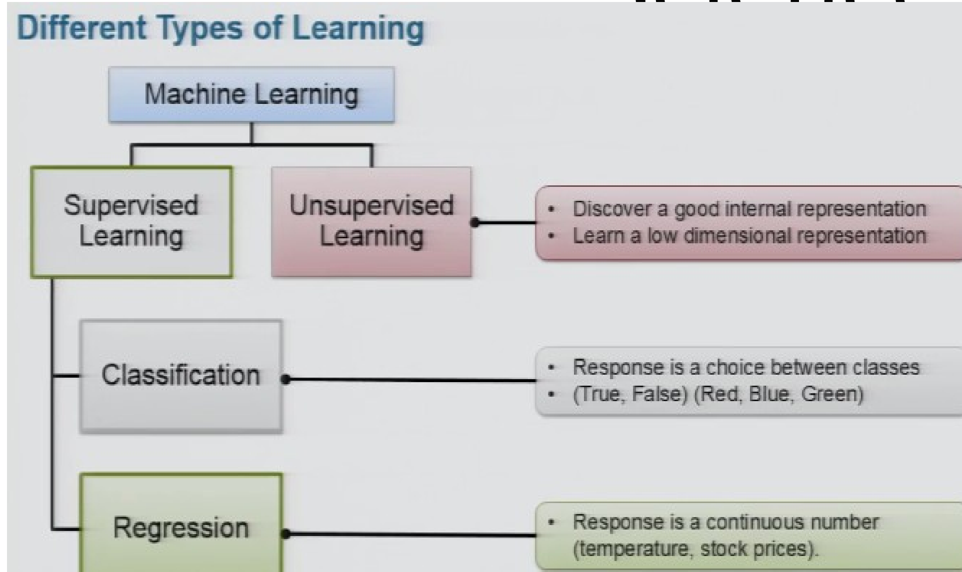
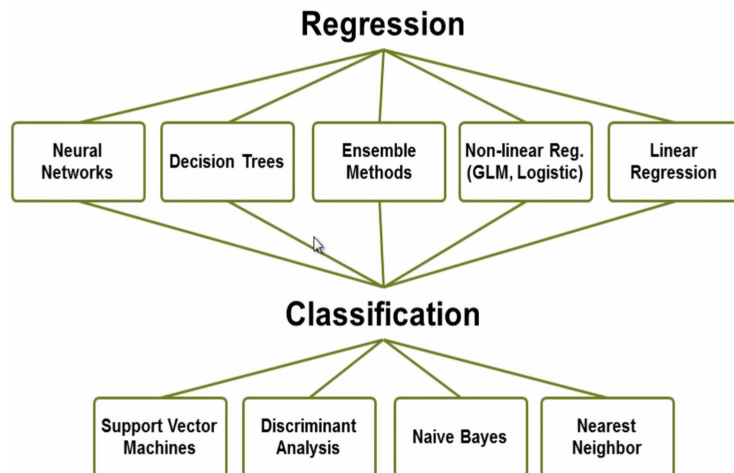


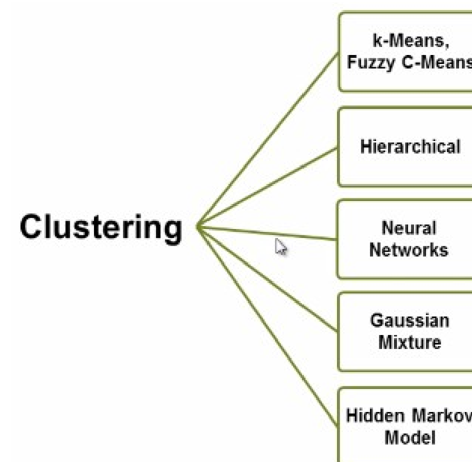
FIGURE 4.8: An example TDSN architecture with three stacking blocks, where each block consists of three layers, and superscript is used to indicate the block number. Inputs ($\boldsymbol{X}$) and outputs ($\boldsymbol{Y}^{(i-1)}$) are concatenated to link two adjacent blocks. The hidden layer in each block has two parallel branches ($\boldsymbol{H}^{(i)}_{(1)}$ and $\boldsymbol{H}^{(i)}_{(2)}$) Hutchinson

Specific tools from Computer Sciences

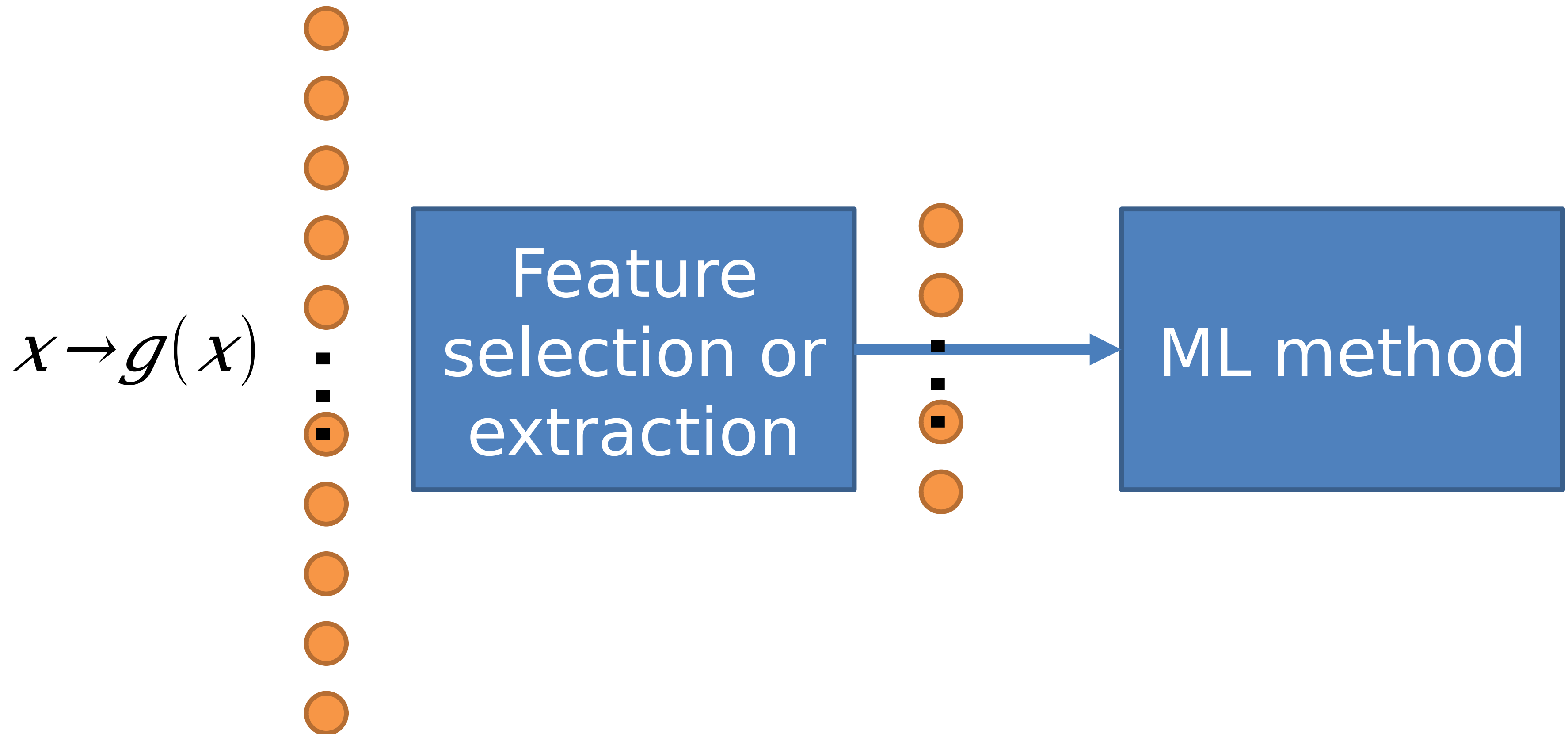


More methods: EA, GA, Adaptive control

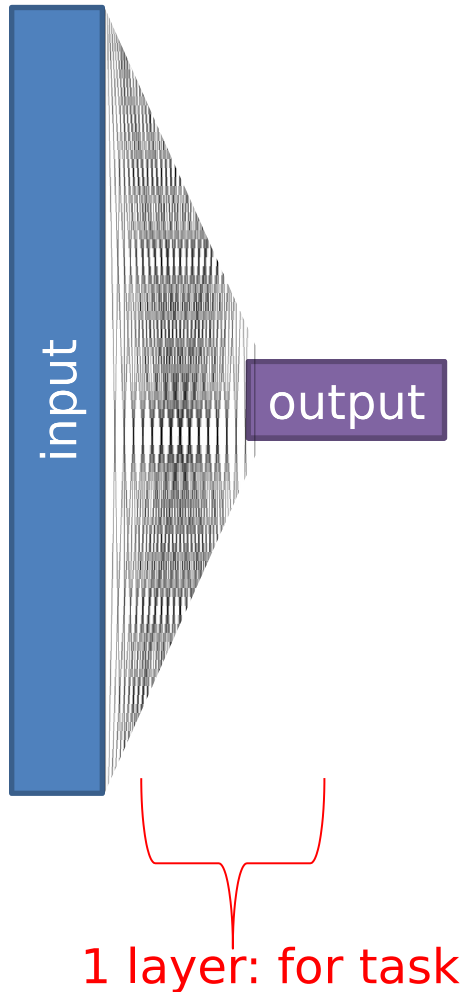




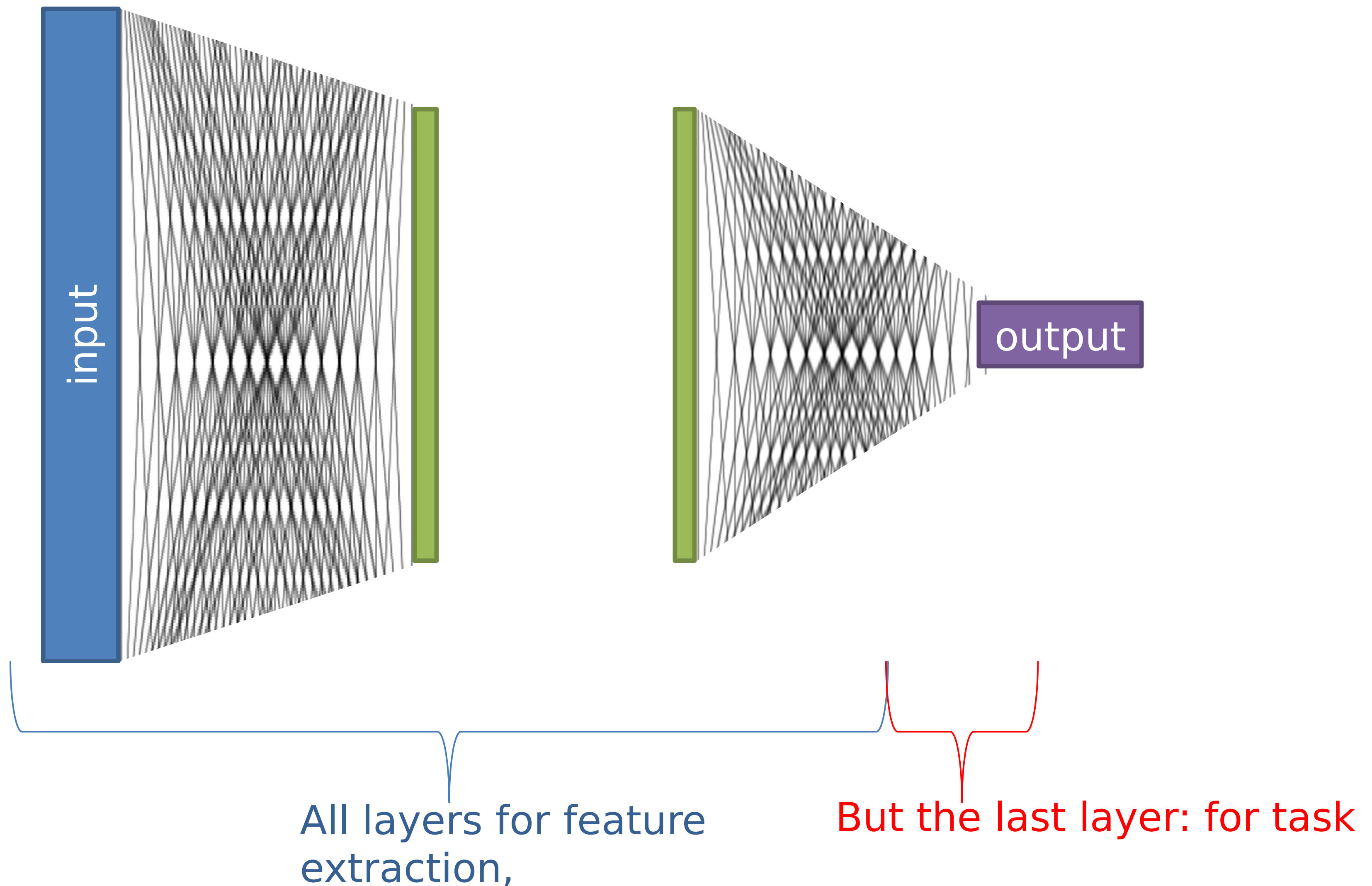
Features in Machine Learning



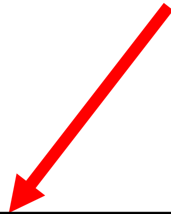
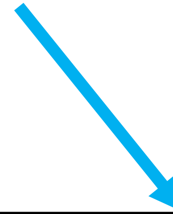
Shallow & Deep NNs



Shallow & Deep NNs

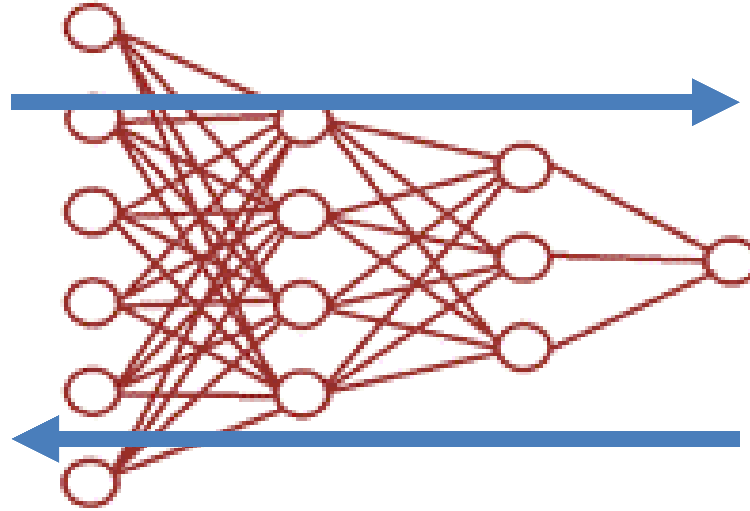


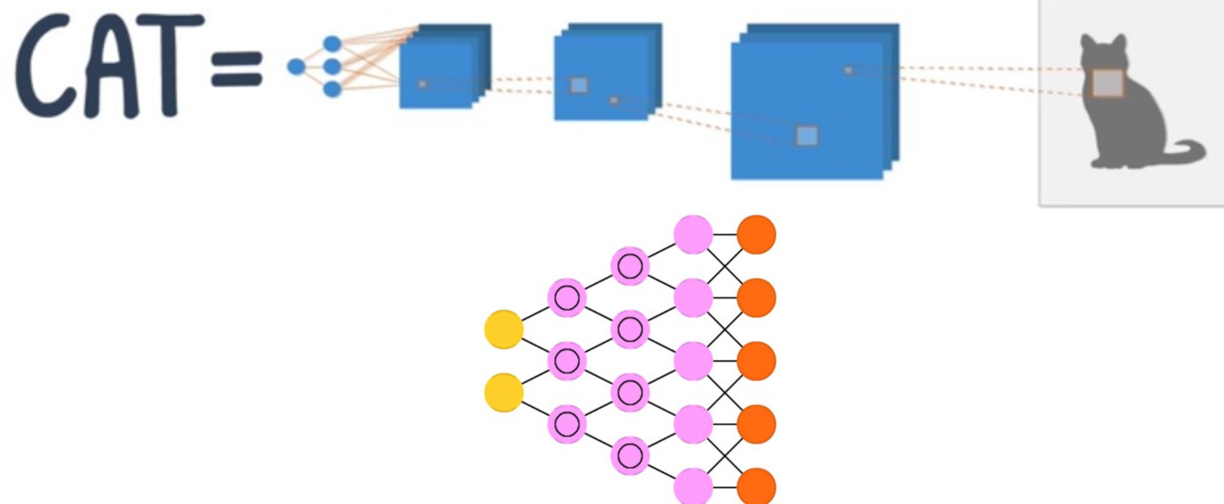
Shallow & Deep NNs

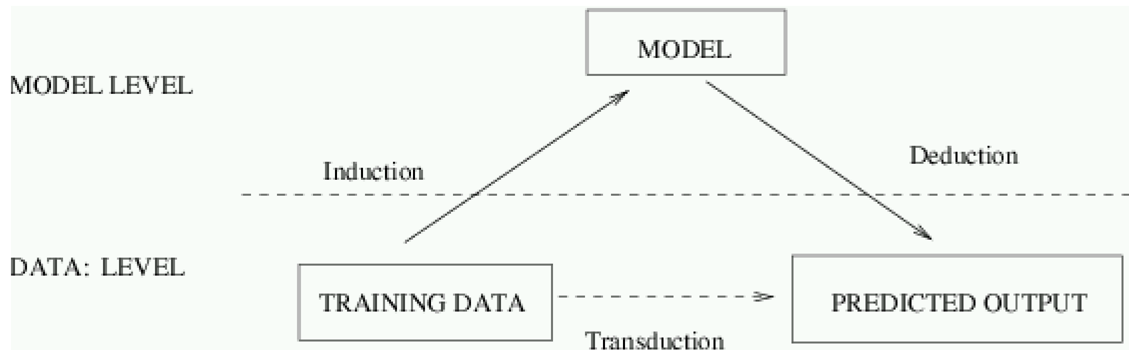
RBM	DBN, DBM
AE, dAE	SAE, SdAE
... ,SVM, RBF	DNN

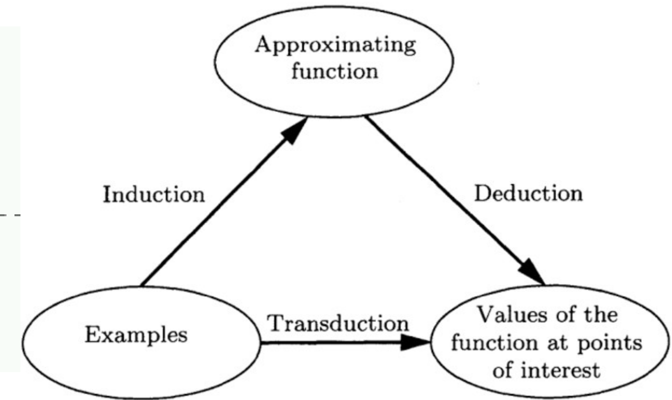
Probabilistic models in ML

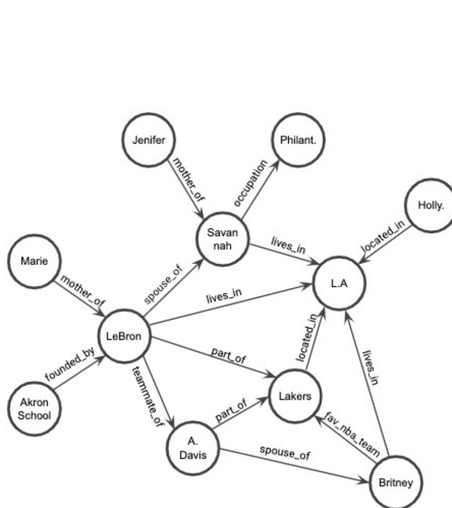




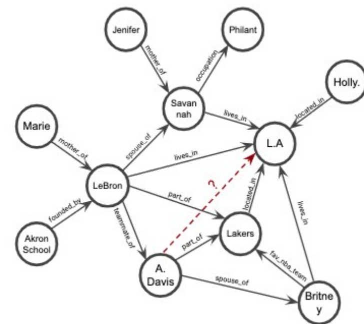
of learning types Different



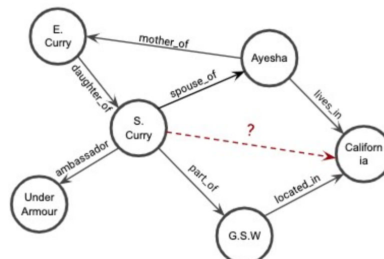




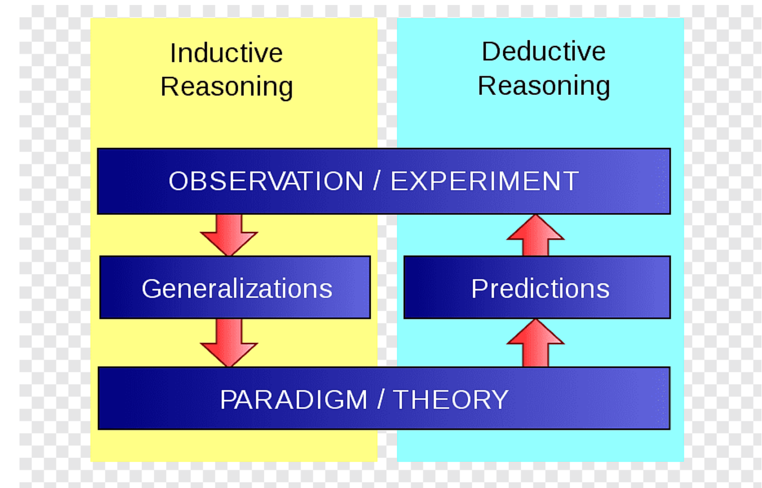
a. Training graph



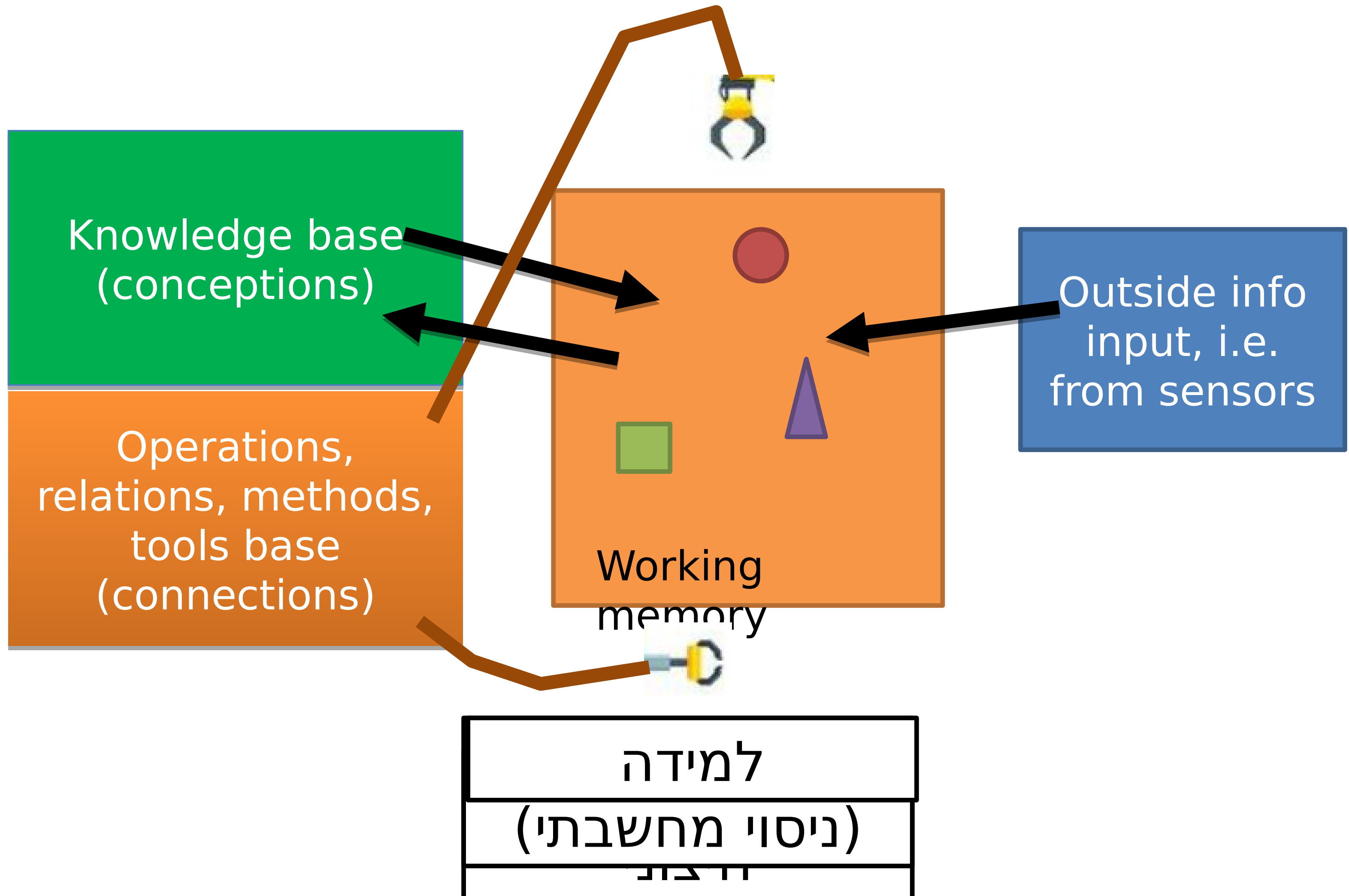
b. Transductive inference



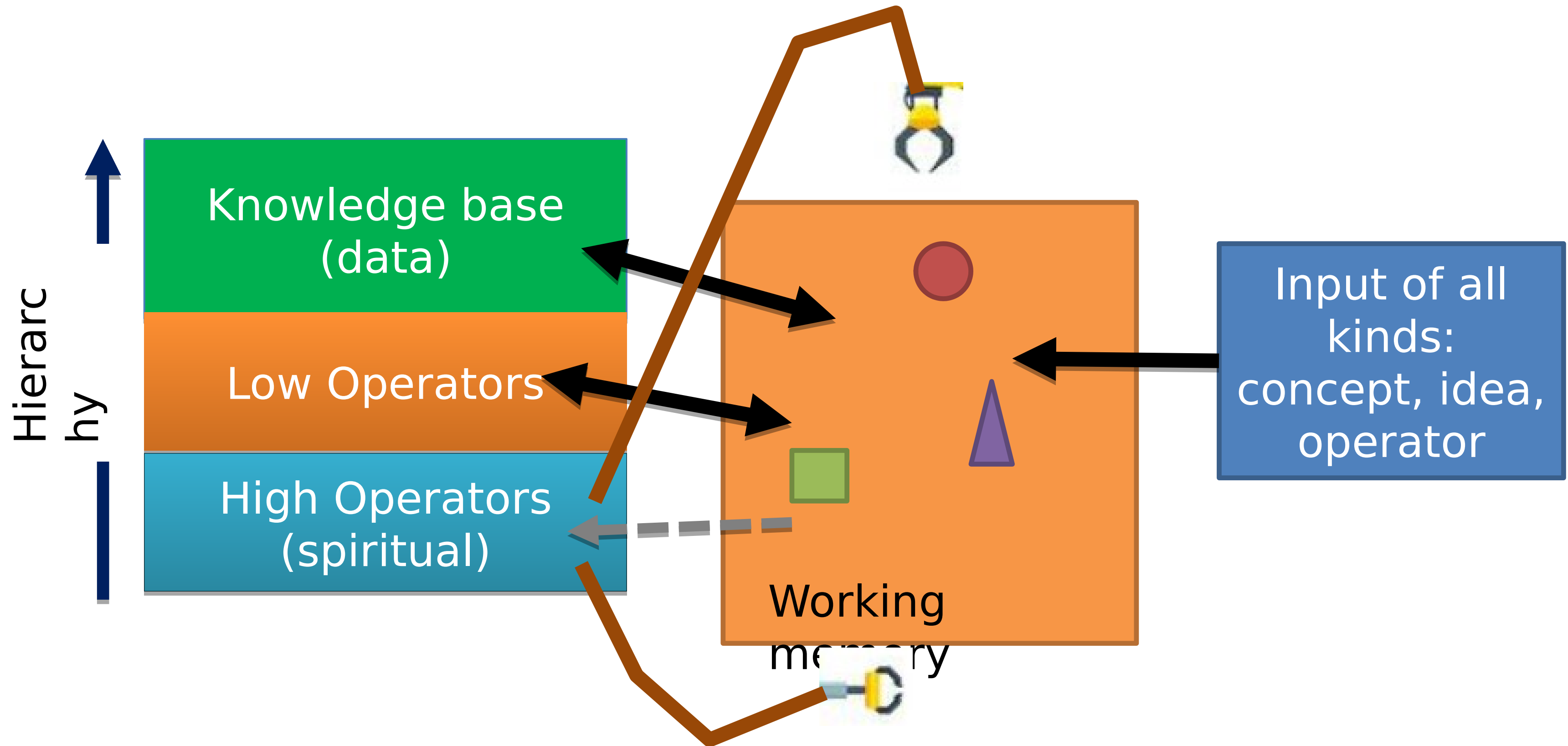
c. Inductive inference



שימוש תוכנת המדע בידי בינה מלאכותית



גירסה נוספת בינה מלאכותית

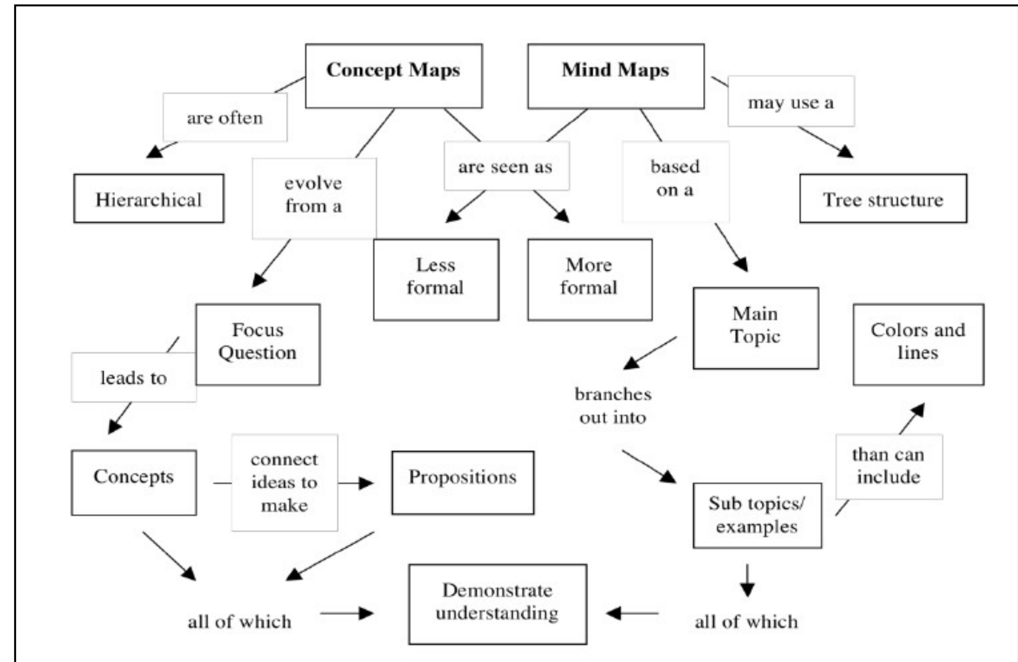


?Combine or side-by-side

Knowledge map

נתון/כלי	נתון/כלי
מאפיינים	מאפיינים
נתון/כלי	נתון/כלי
מאפיינים	מאפיינים
נתון/כלי	נתון/כלי
מאפיינים	מאפיינים

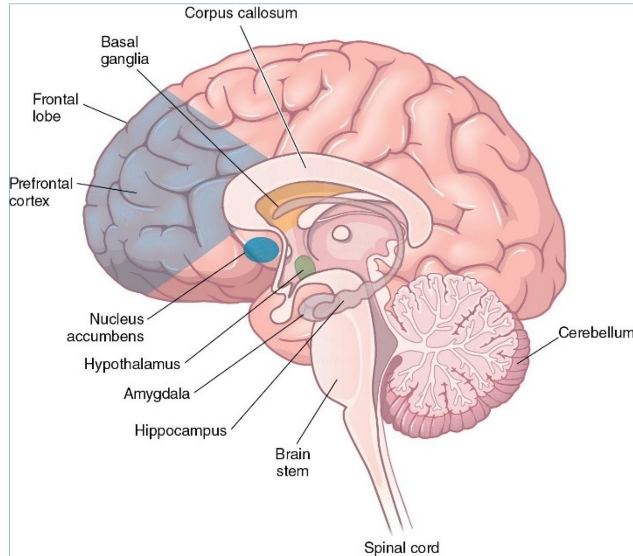
תוכנת המדע (מאגר)

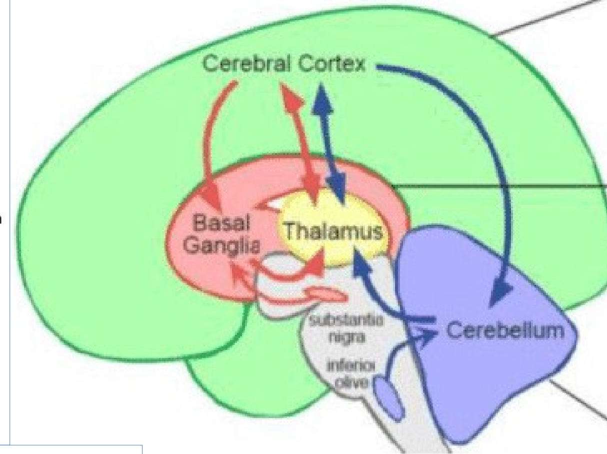


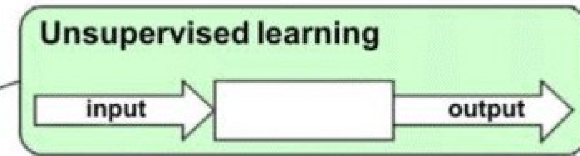
verse

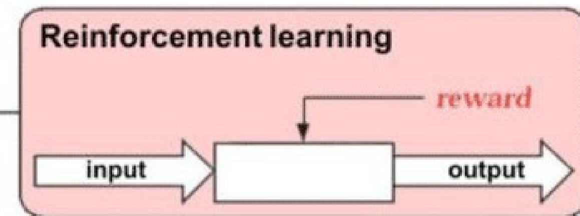


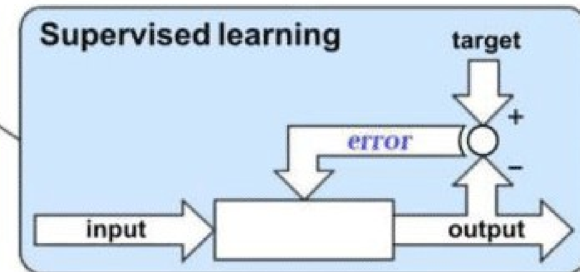
Specific ideas from neural sciences

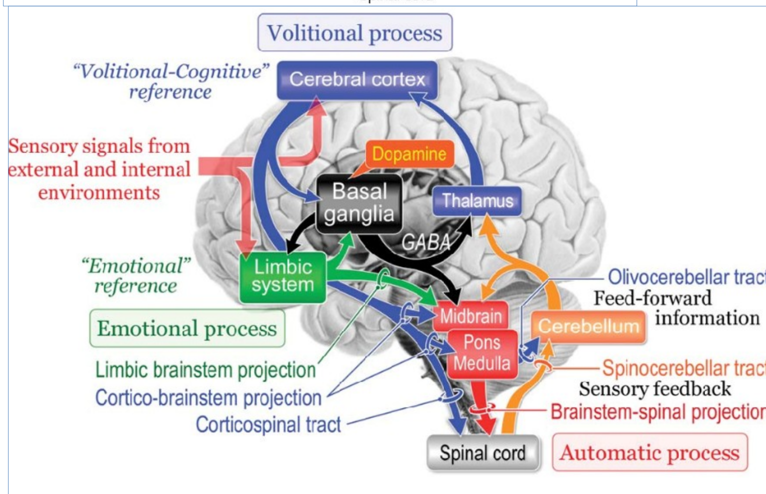


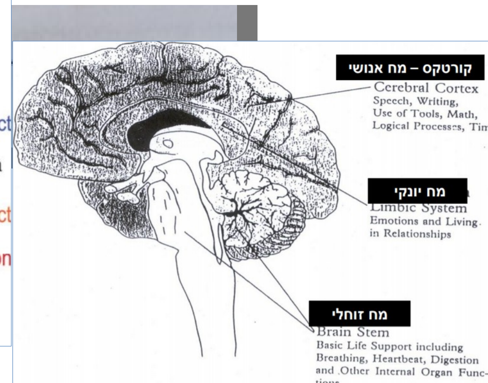


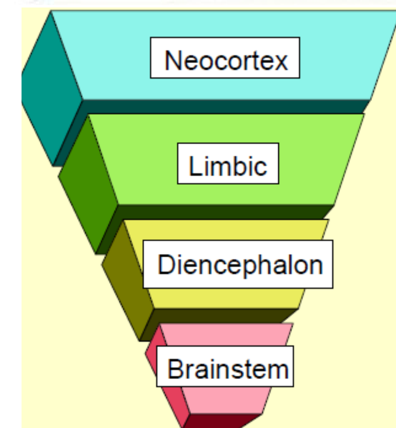




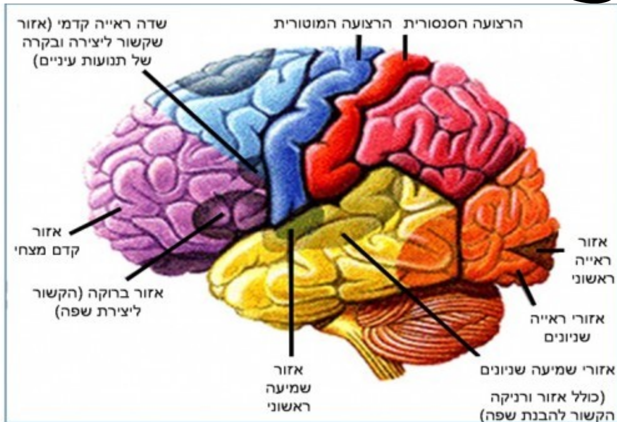


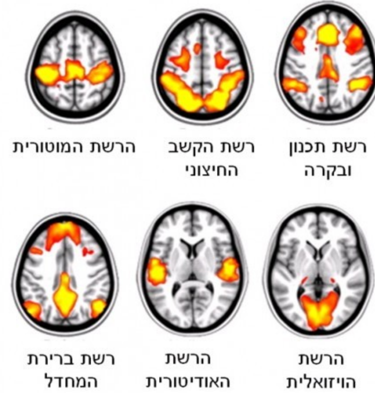


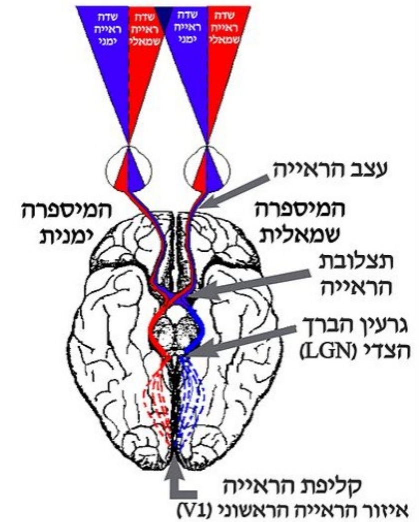




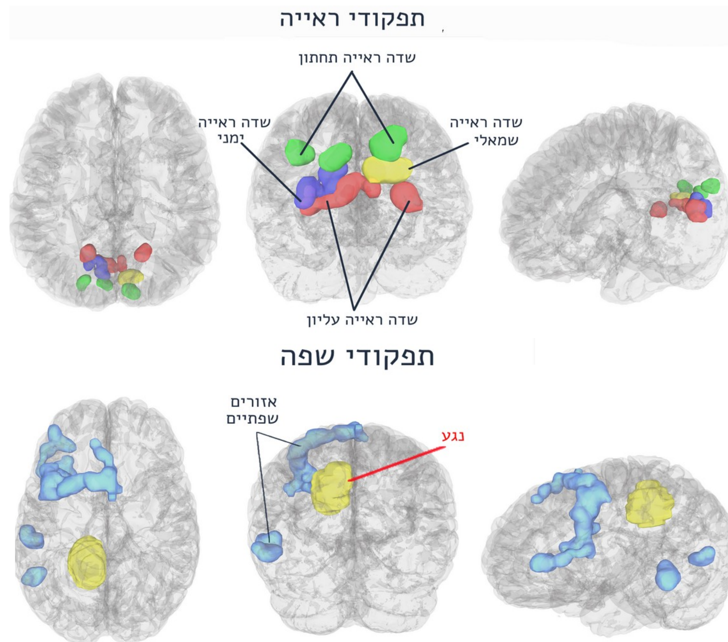
Specific ideas from neural sciences

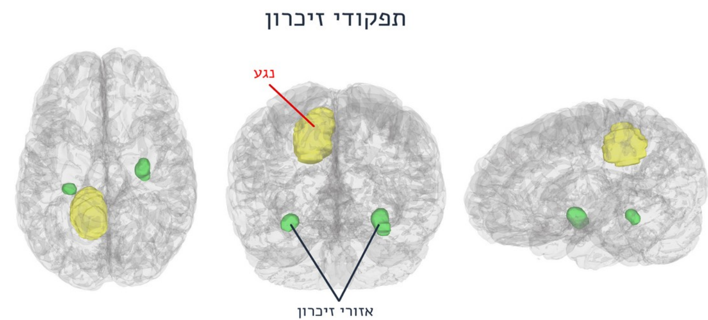




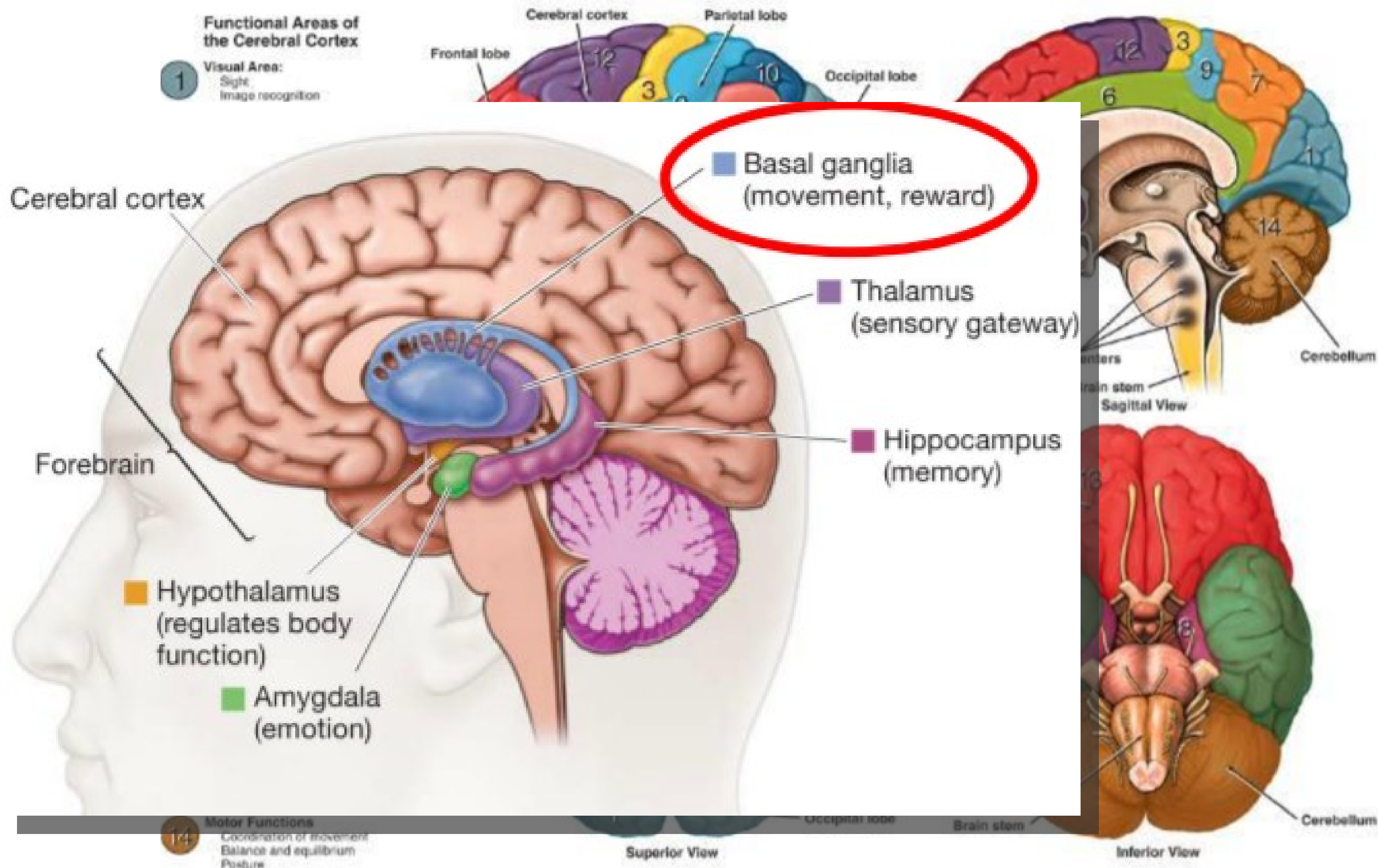


תרשים של המסלול העצבי העיקרי במערכת הראייה האנושית - מבט מלמטה





Specific ideas from neural sciences



Sleep importance



Daily memory

layer 2

R2

G2

layer 1

R1

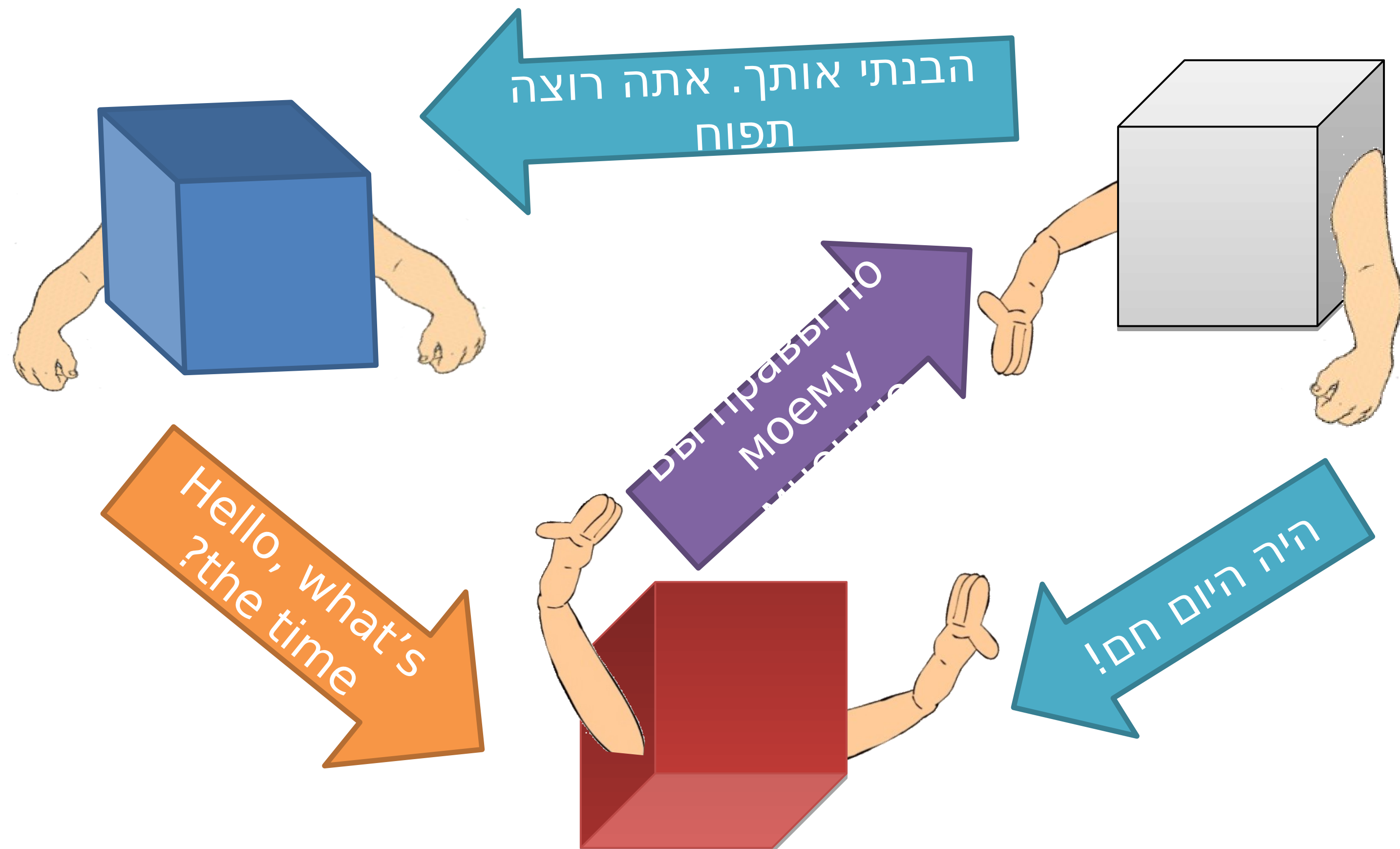
G1

data

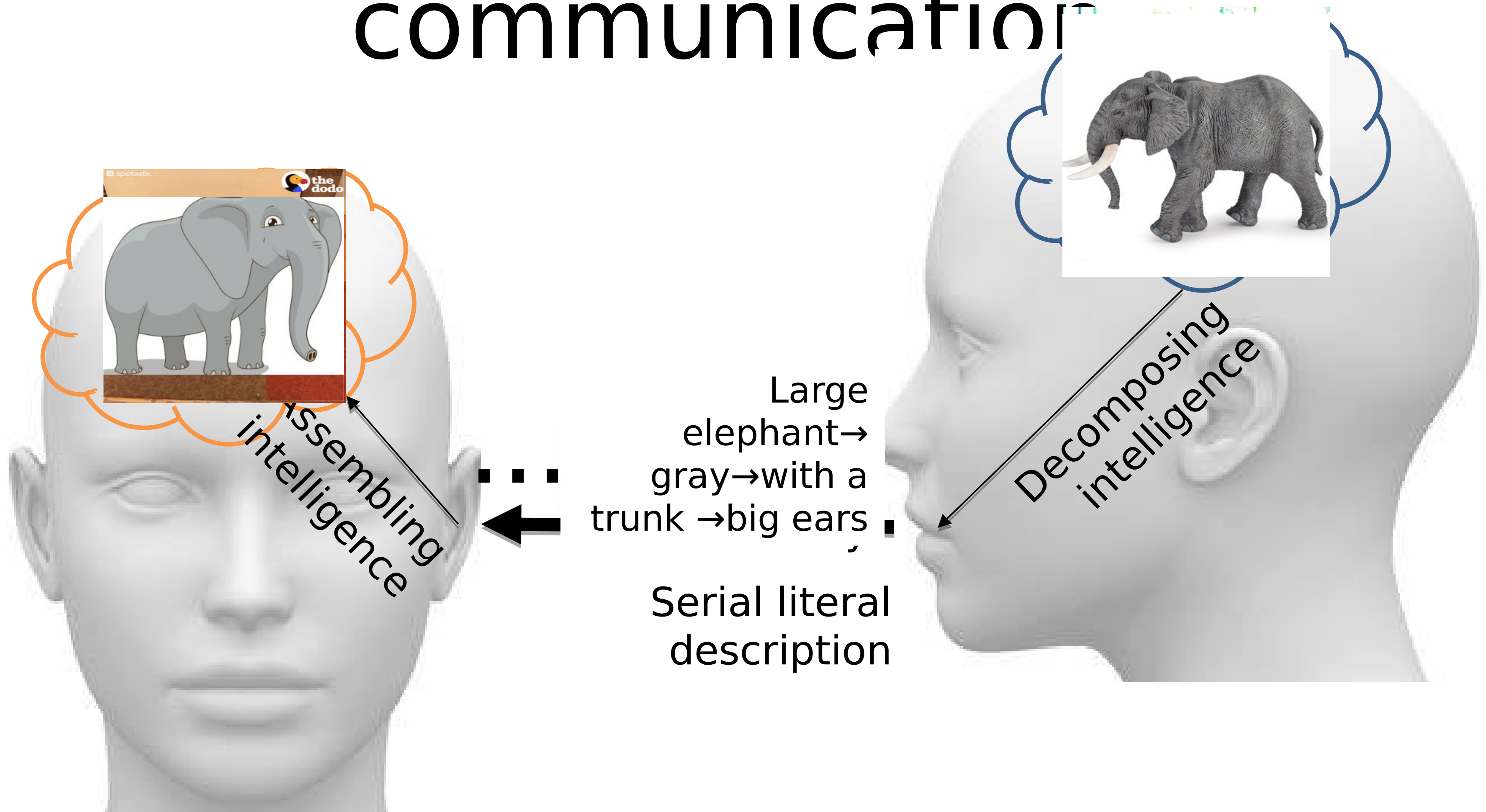
Layers of the neural network. R, G are weights used by the wake-sleep algorithm to modify data inside the layers.

Sensory information

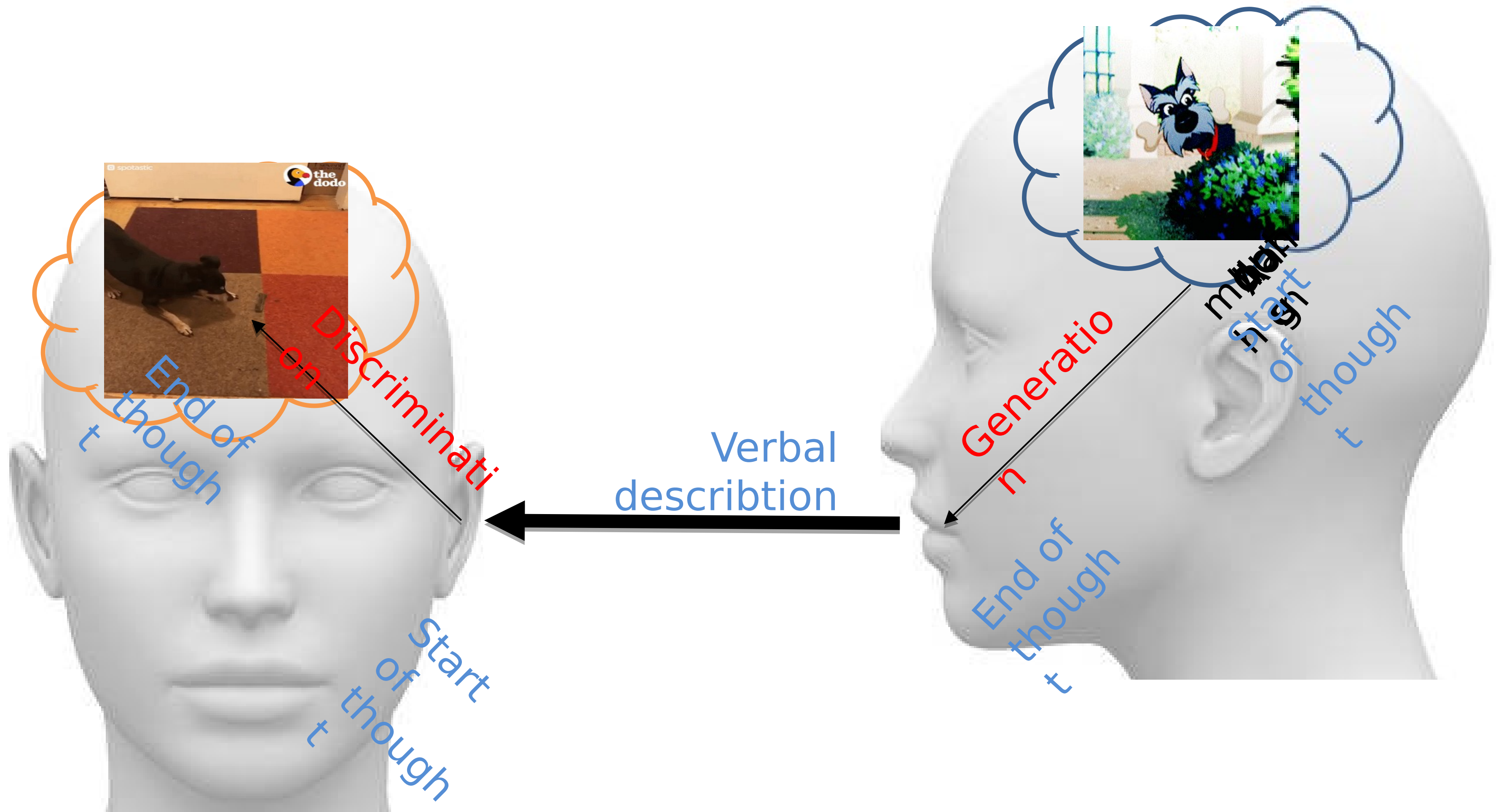
Black-Box communication



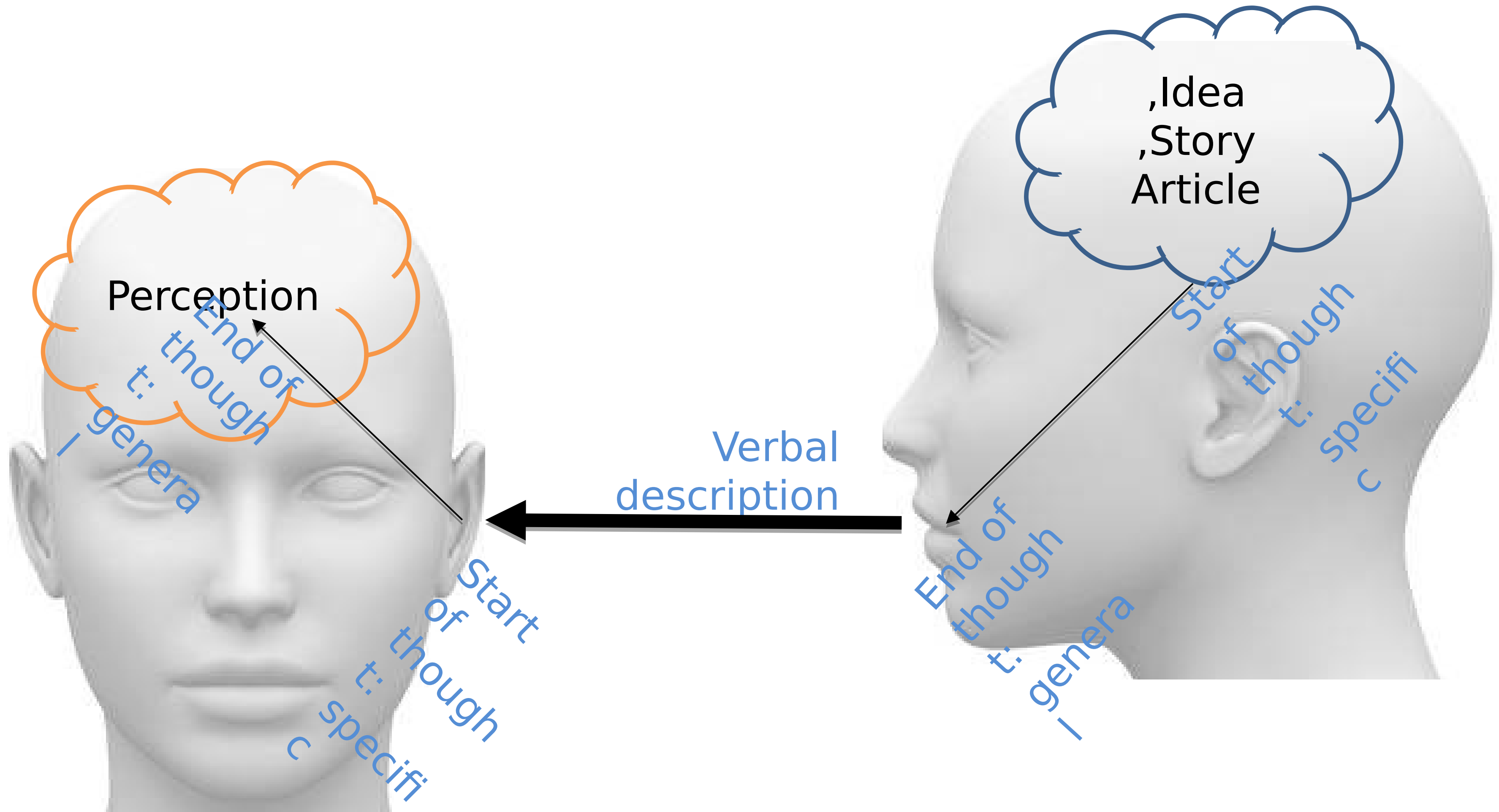
Perception and communication



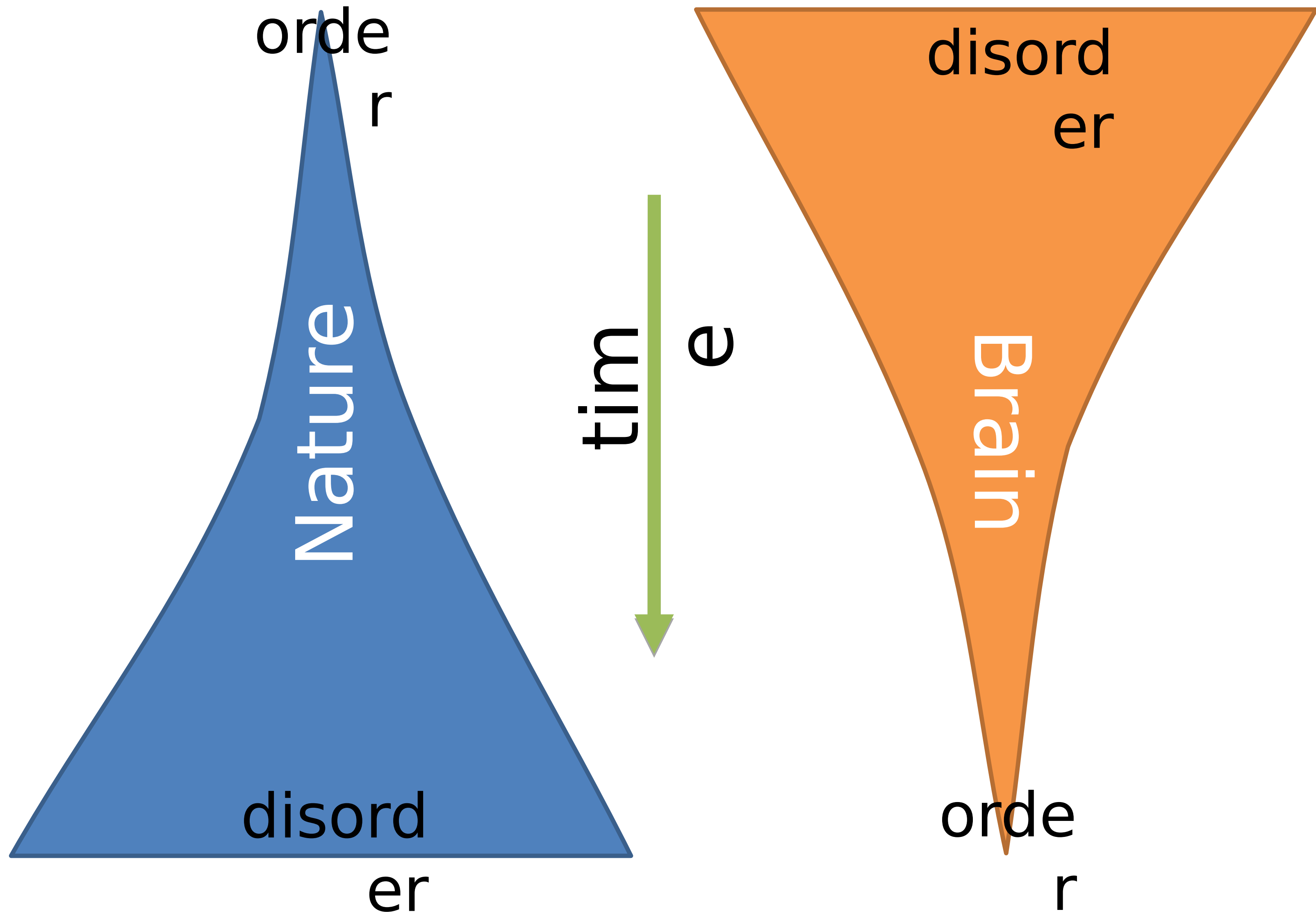
Sequential (1D) communication



Sequential (1D) communication

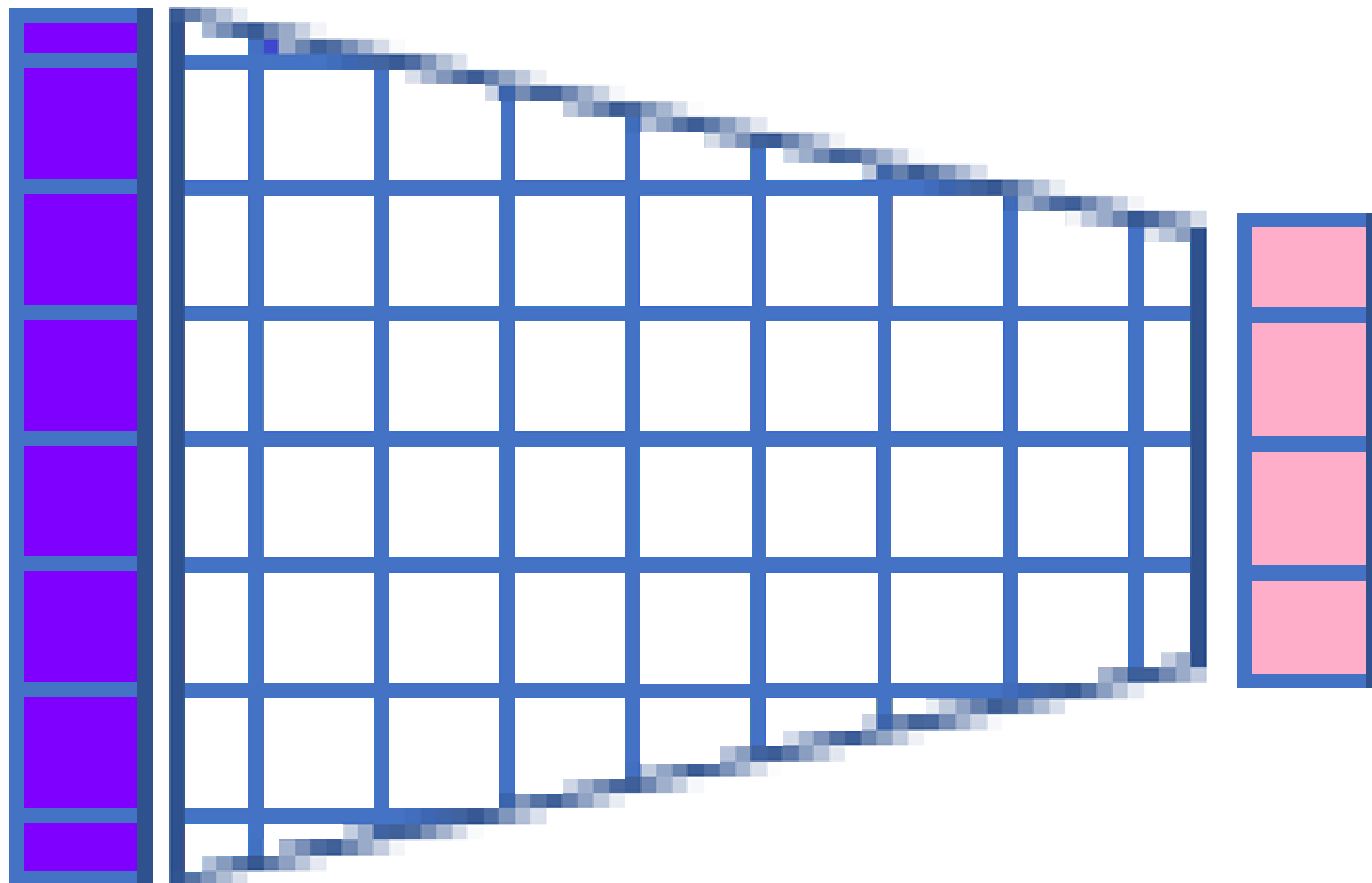


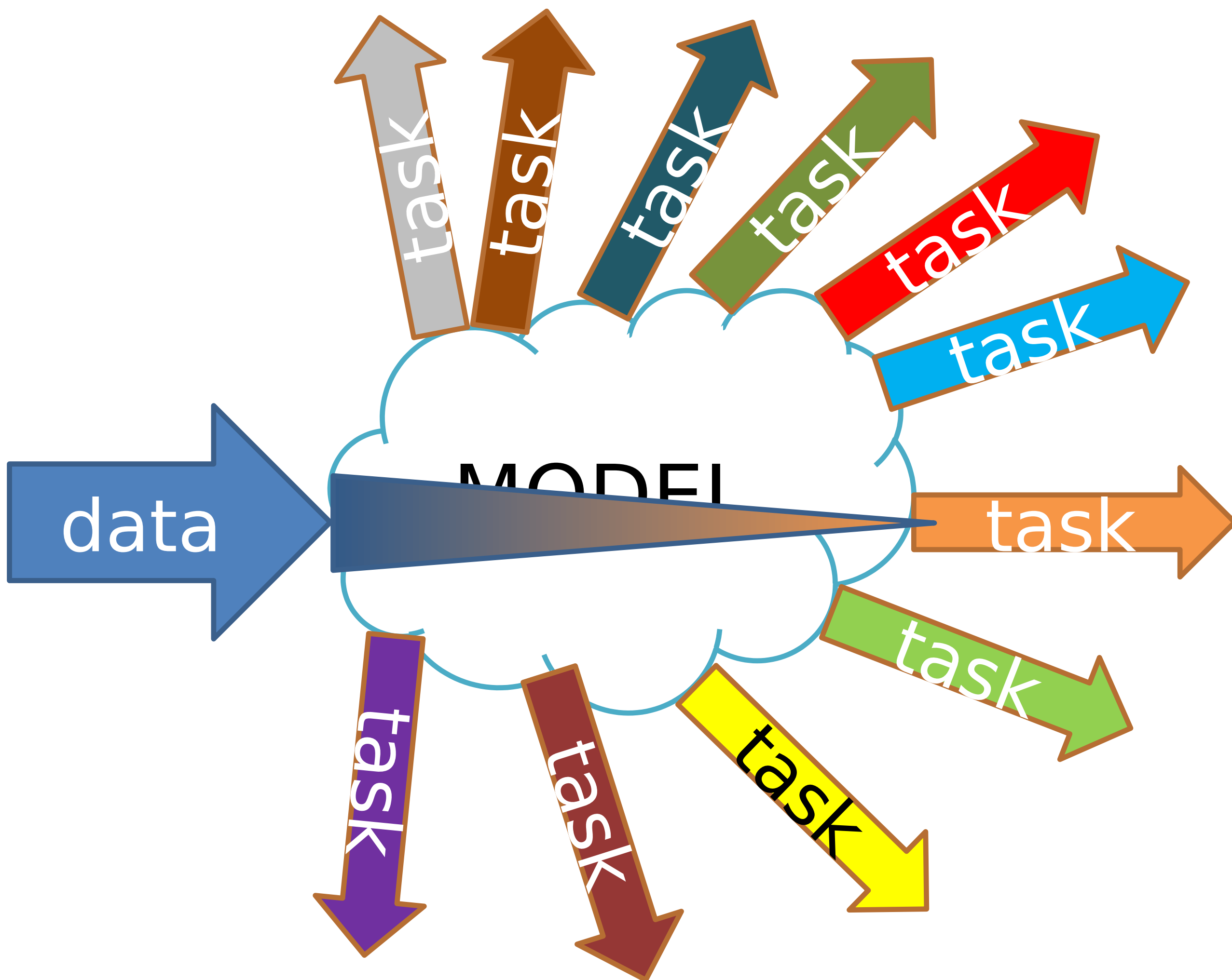
Order and information



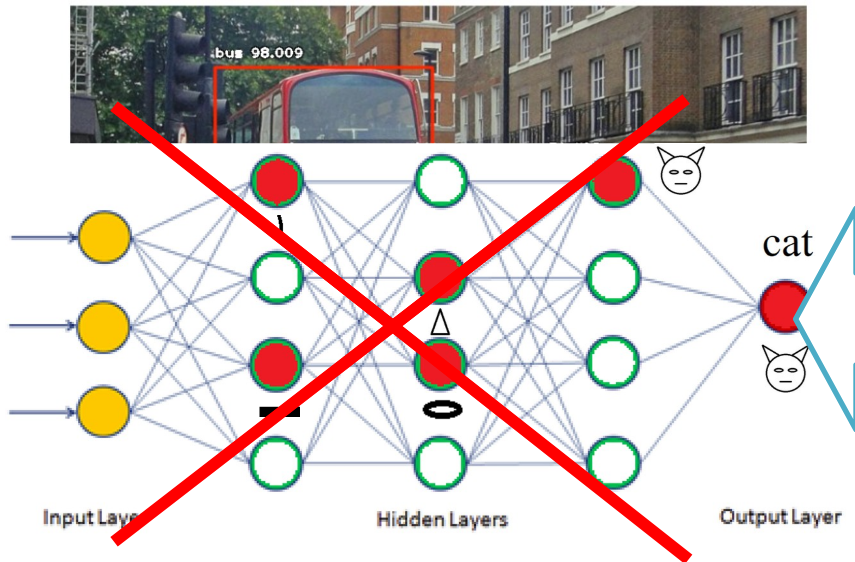
Predicit
on

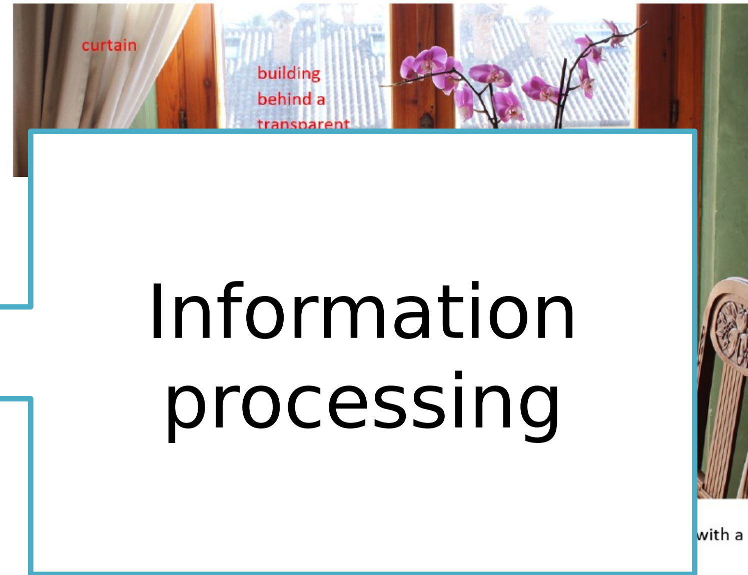
Order




data
MODEL
task
task
task
task
task
task
task
task
task
task
task
task

Vision information





(b) AGI interpreting.

Semantic Information (Knowledge Base) Hierarchy

Single story

Single scene

Single scene

Single scene

SO SO SO Single Object SO Single Object SO SO SO

Physical Information Hierarchy

Top Level Compressed Image

Segmentation

Top level Segmented Image

4 to 1 Compressed Image

1 to 4 Expanded Image

4 to 1 Compressed Image

1 to 4 Expanded Image

Level Zero Input Image

Level Zero Expanded Image

Stocked Level Descriptions

Bottom-up path

Last (top) level

Top-down path

Object list

4 to 1 comprsd image

Segmentation Classification

Object shapes Labeled objects

Top level object descriptors

4 to 1 compressed image

Level n-1

1 to 4 expanded object maps

Level n-1 objects

4 to 1 compressed image

Level 1

1 to 4 expanded object maps

Levl 1 obj.

Original image

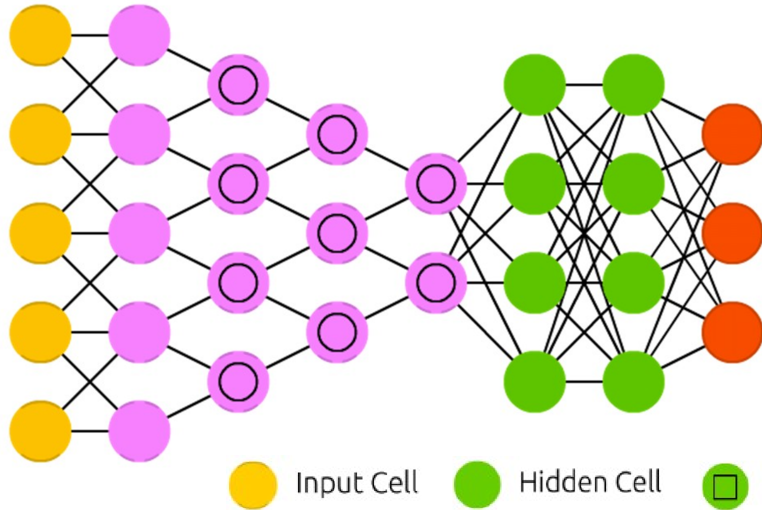
Level 0

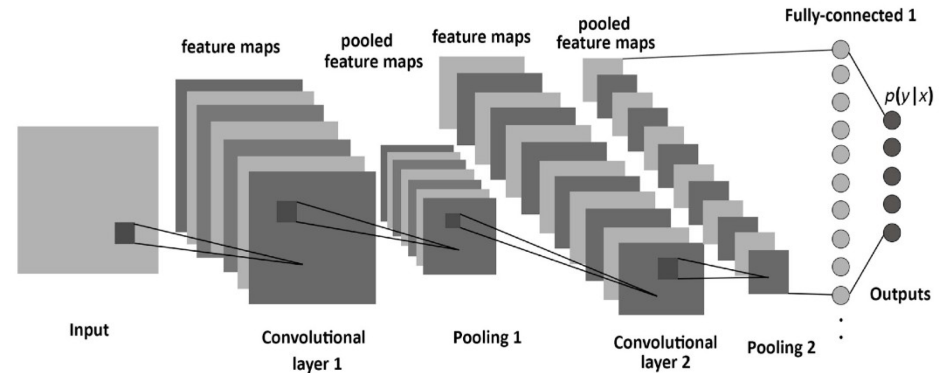
1 to 4 expanded object maps

L 0

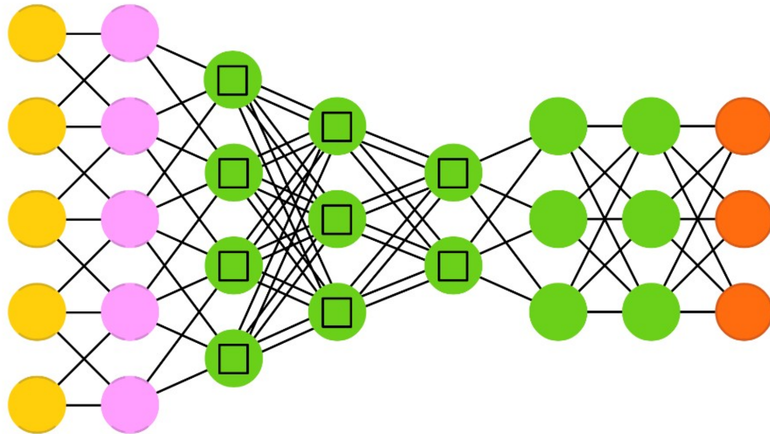
Capsule networks verse CNN

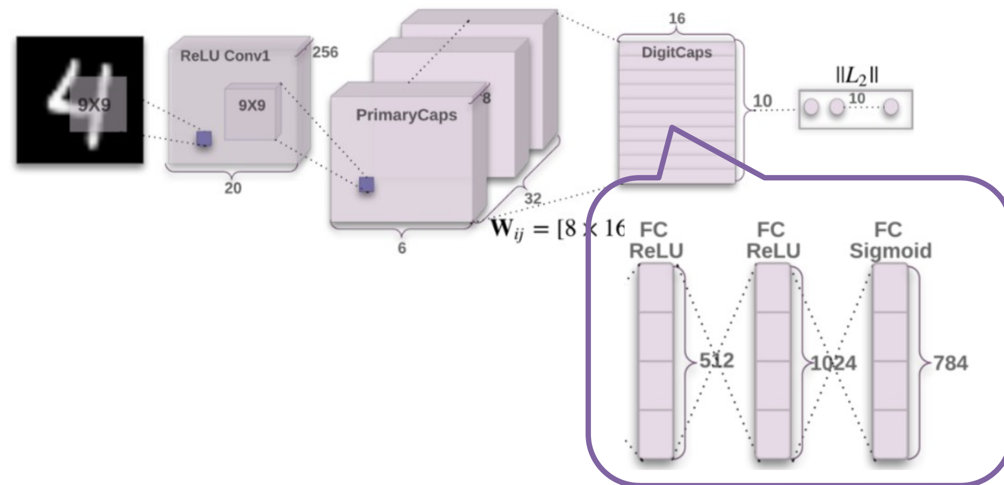
Geoffrey Hinton (cognitive psychologist and computer scientist, also like biology)





Input Cell Hidden Cell Capsule Cell Output Cell Kernel Convolution or Pool

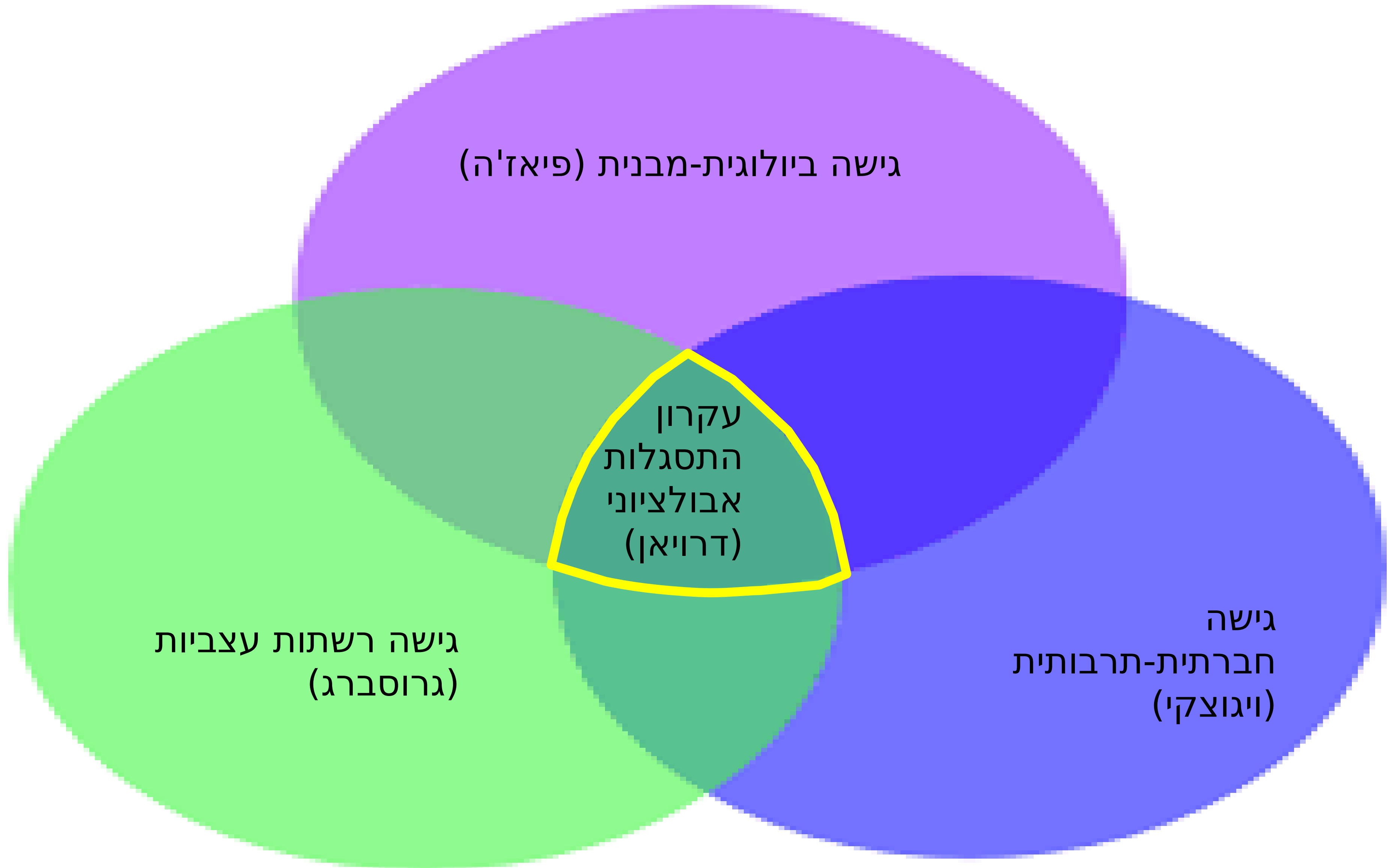


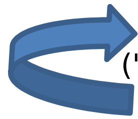


כלים מתוך מדעי הרוח

- חשיבה מתכנסת ומסתעפת (חכמה ובינה בספירות), ושיטת ZiZoZi לפתרון בעיות
- ניתוח והרכבה, השוואה, קיטלוג, הסקה לוגית, משפטי תנאי, הגדרות ומאפיינים, מכנה משותף או תבניות חוזרות, כלל ופרט, סיבה ותוצאה, קישוריות, אופרטיביות, הפשטה, אנלוגיות, סיעור מוחין, פירוק לתת בעיות, בחינת השערה, בחירת פעולות לפי קירבה למטרה הסופית, הוכחה לאי-פתרון, רדוקציה (טרנספורמציה לבעיה שניתנת לפתרון), הפעלת שיטות/רעיונות על בעיות דומות, ניסוי וטעייה ועוד
- SCAMPER - טיפים ל"יציאה מהקופסא" ולפתור בעיות ביתר יצירתיות: החלפה, שילוב, התאמה, שינוי, יישום אחר, החסרה, היפוך/שינוי סדר

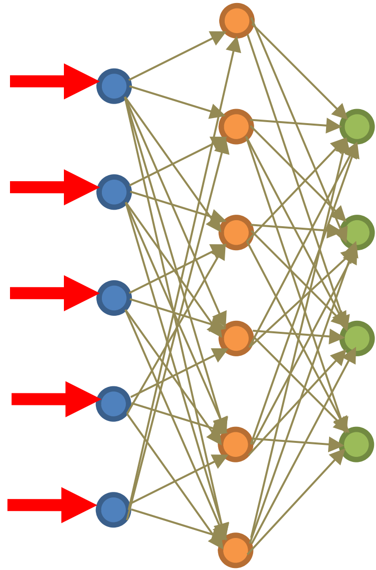
התפתחות החשיבה - עקרון ההסתגלות

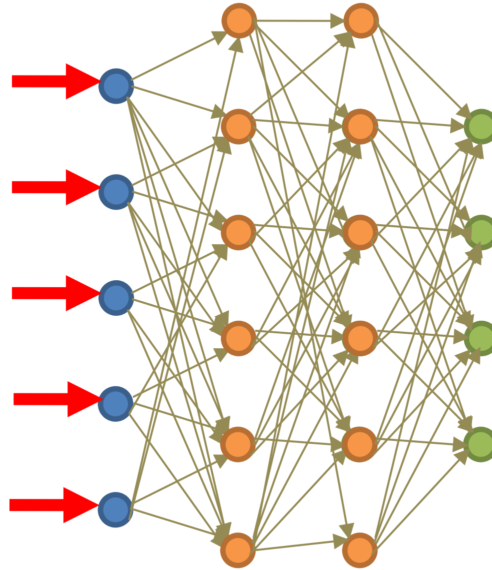


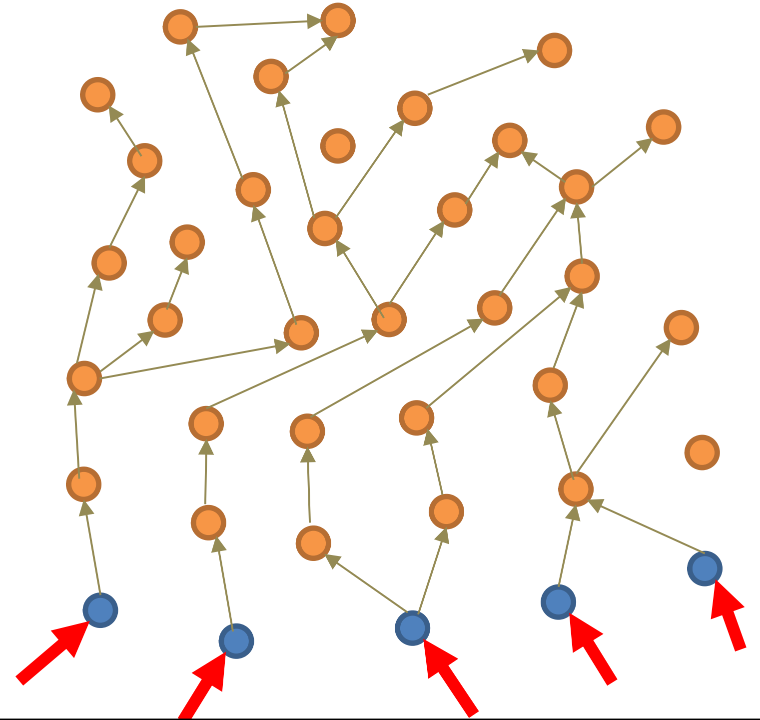


מעבר מחשיבה טורית למקבילה

(מ"חשיבה מקבילה")







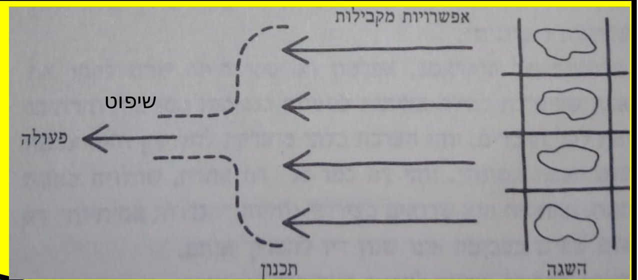
טורי

איור 5

השגה

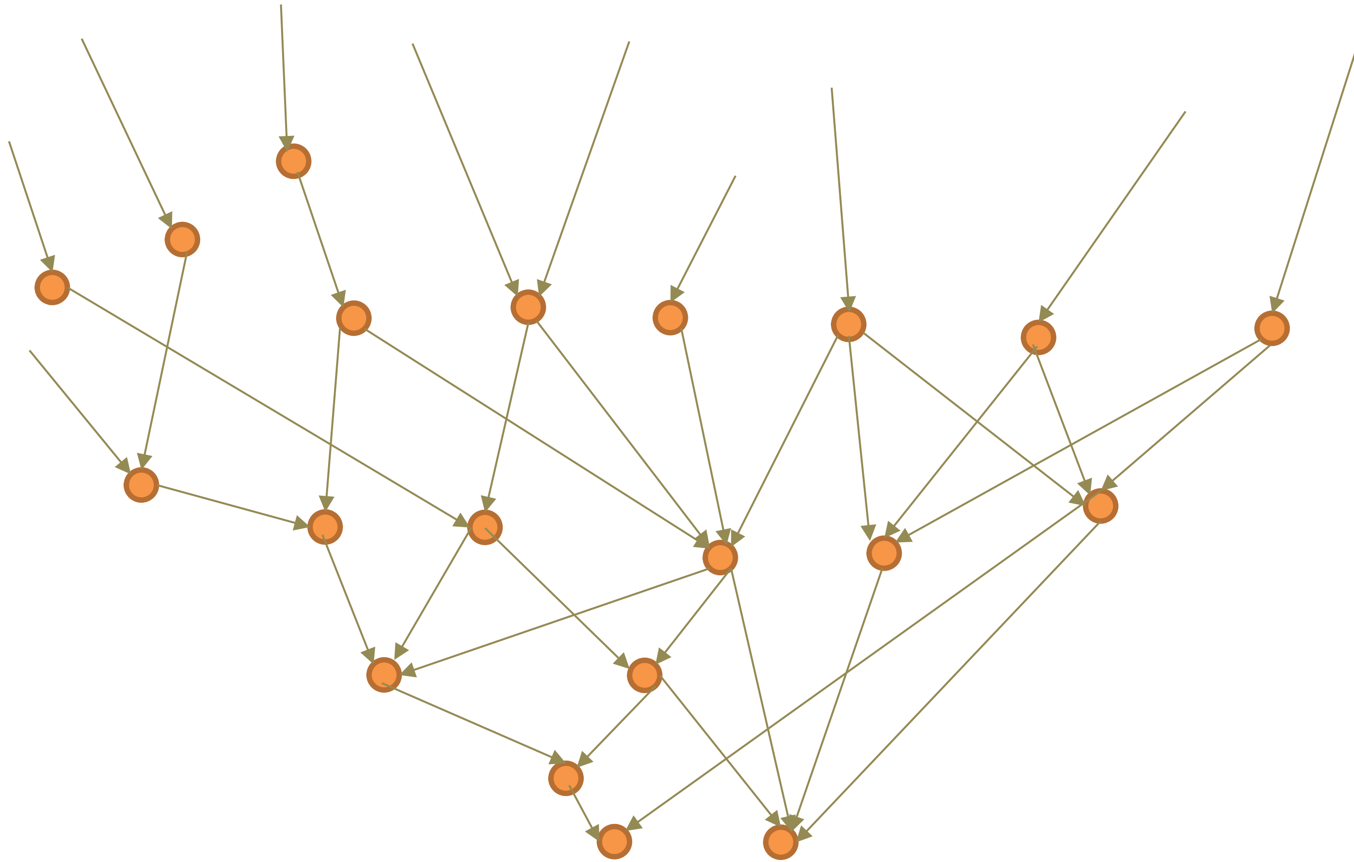
שיפוט

פעולה



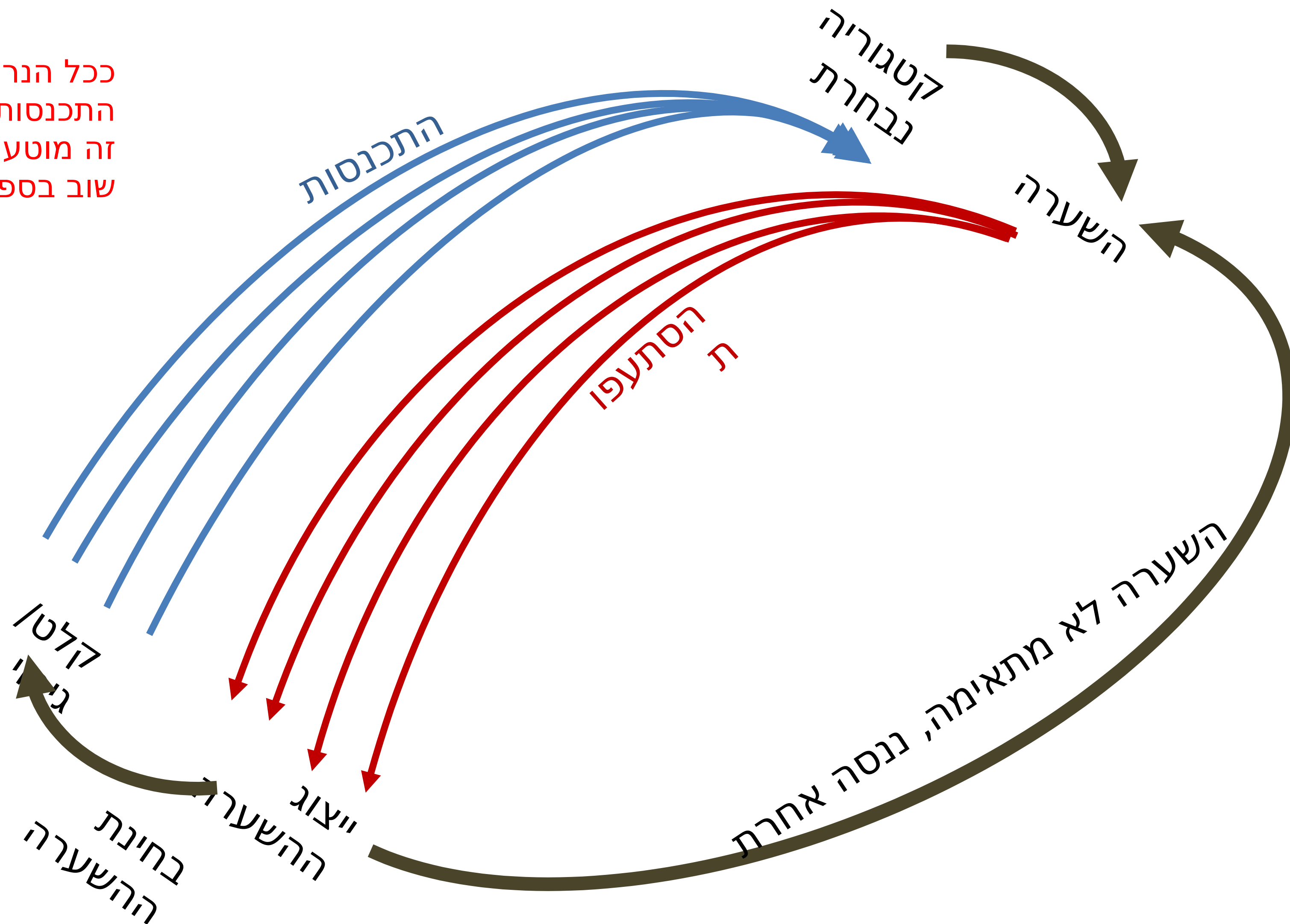
מקבילי

Convergence into patterns

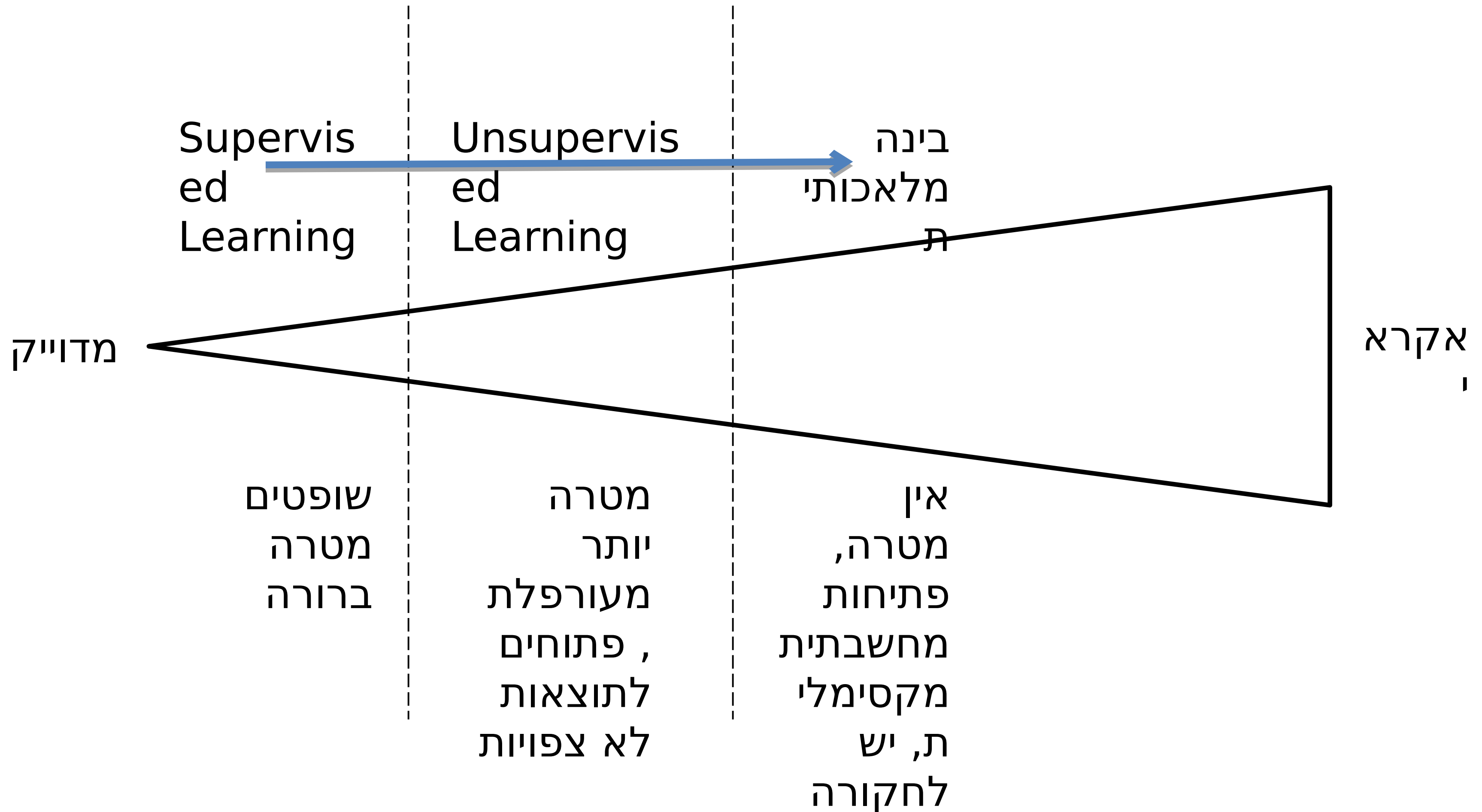


מודל הסתגלות לפי גרוסברג

(מתוך "עקרונות אבולציוניים בהתפתחות החשיבה"/שרה דויאן, עמ' 146-149)



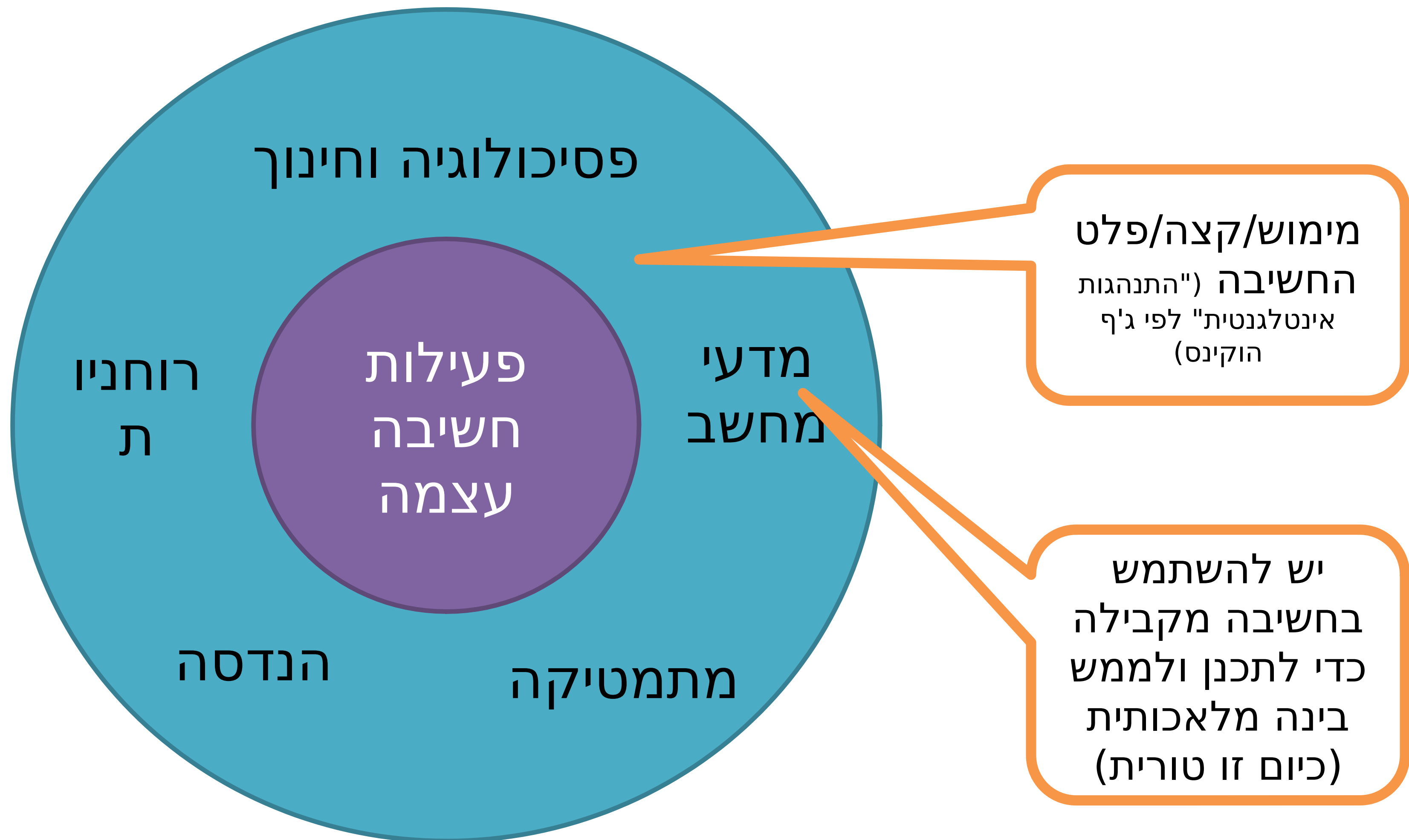
יחס כלפי בינה מלאכותית



מימדי/סוגי למידת מכונה

Supervised	Unsupervised
Active	Passive
Helpfulness	No help, or even misleading
Online	Batch

עצם החשיבה מול תפוקתייה



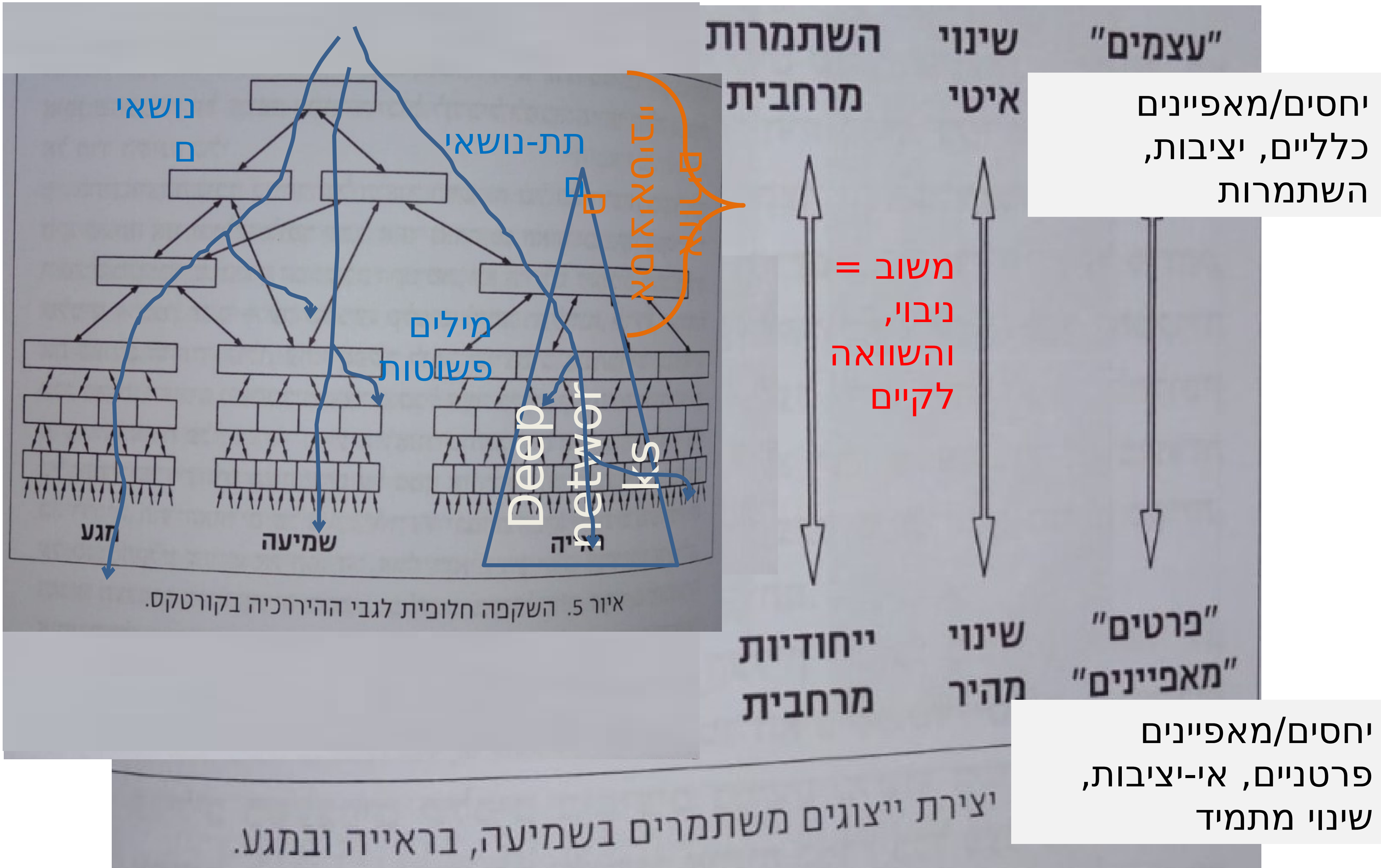
פיתוח חשיבה ולא מודל

- “
  AI may quickly point out a corrupt official
  , but it is not very good at explaining the process it has gone through to reach such a conclusion,” an unidentified researcher who worked on Zero Trust told the *SCMP*. “Although it gets it right in most cases, you need a human to work closely with it.”

Beyond DNNs

מודל הזכרון-ניבוי של הקורטקס

(ג'ף הוקינס – על האינטלגנציה 2004)



מודל הזכרון-ניבוי של הקורטקס

(ג'ף הוקינס – על האינטלגנציה 2004)

L1
L2
L3
L4
L5
L6

2: בשכבה 1 האקסון מתפרש על פני הרבה עמודות לכן יכול להפעיל כמה מהן בו זמנית

3: לתאי שכבות 2,3,5 יש דנדריטים משכבה 1, לכן שכבה 1 יכולה לעורר אותם

1: קלט מלמטה מגיע לשכבה 4, בדרך גם יוצרים חיבור עם שכבה 6

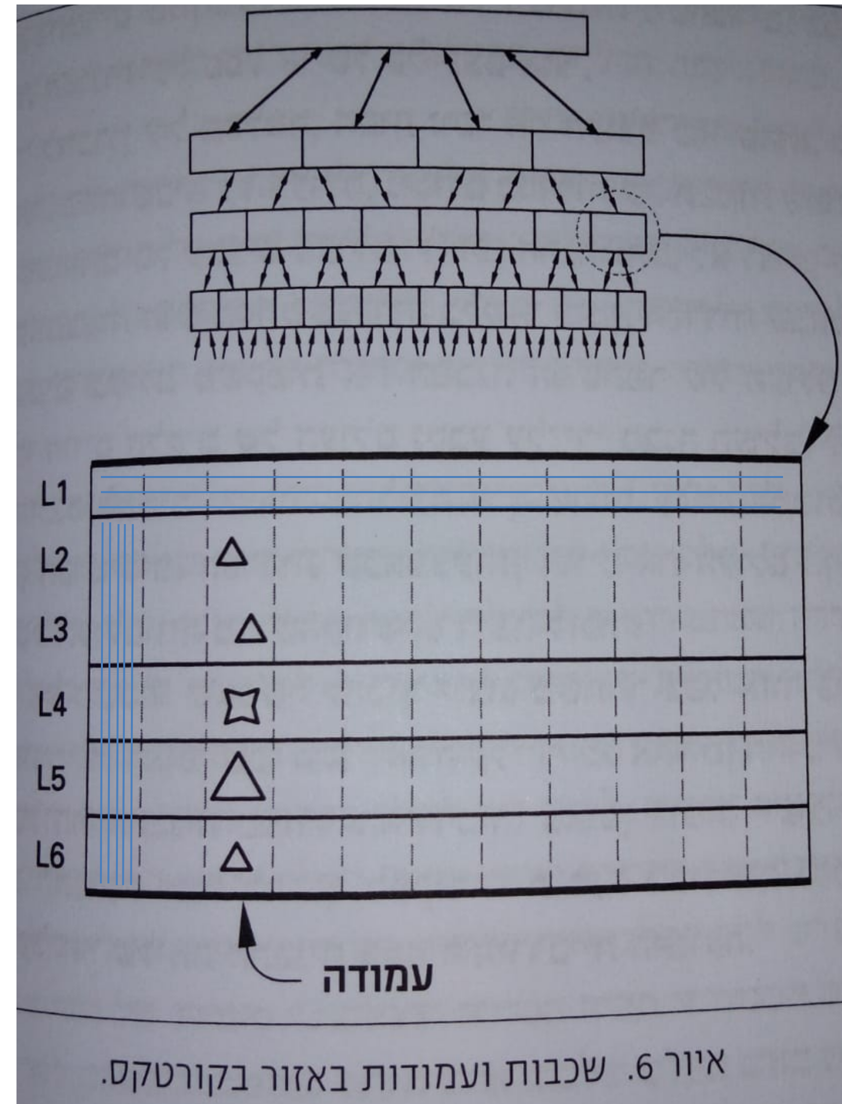
2: תאי שכבה 4 שולחים שלוחות לתאי שכבות 2 ו3

4: האקסונים משכבות 2,3 יוצרים סינפסות בשכבה 5 מה שמעורר שכבות 5,6.

3: תאי שכבות 2 ו3 שולחים אקסונים לשכבת הקלט הבאה למעלה

1: תאי פלט של שכבה 6 שולחים לשכבה 1 באזורים מתחת

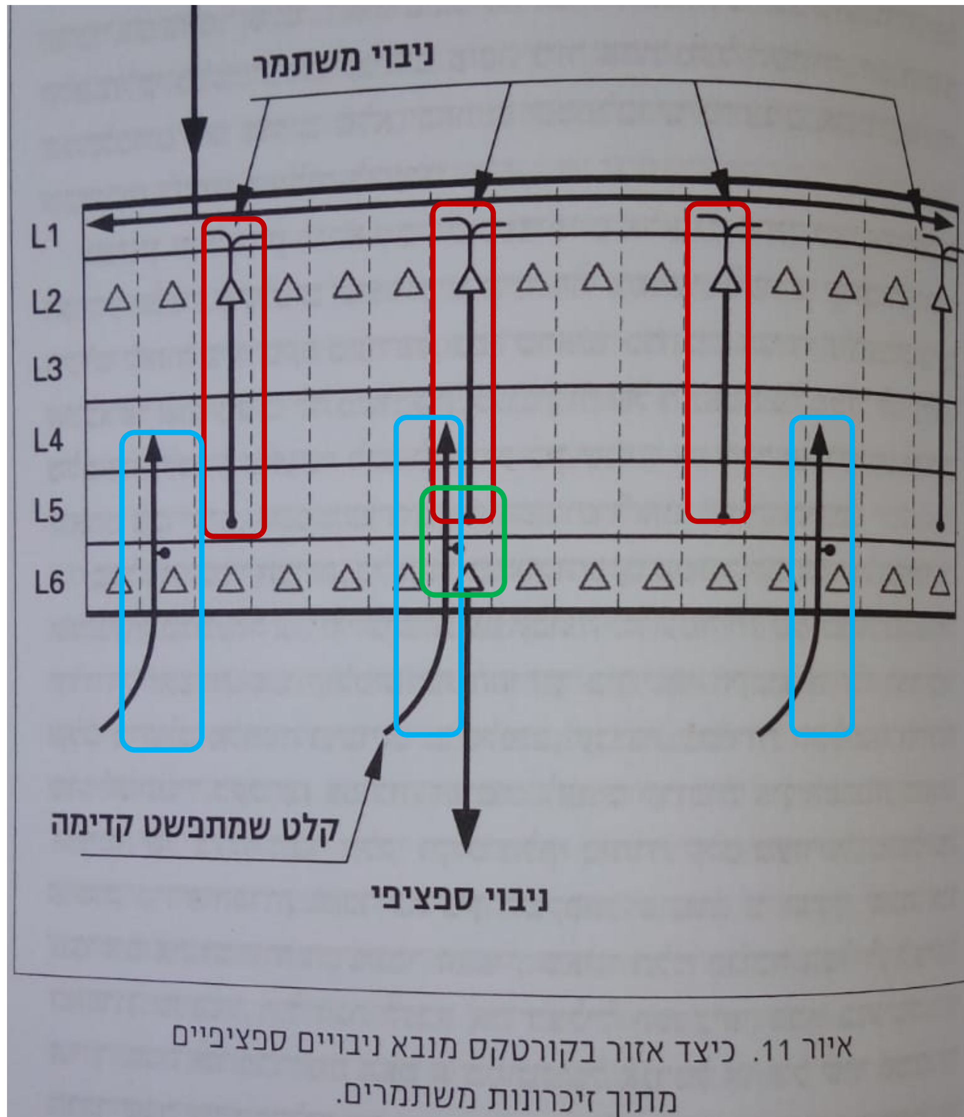
איור 8. זרימת מידע למטה דרך אזור בקורטקס.



איור 6. שכבות ועמודות באזור בקורטקס.

מודל הזכרון-ניבוי של הקורטקס

(ג'ף הוקינס – על האינטלגנציה 2004)



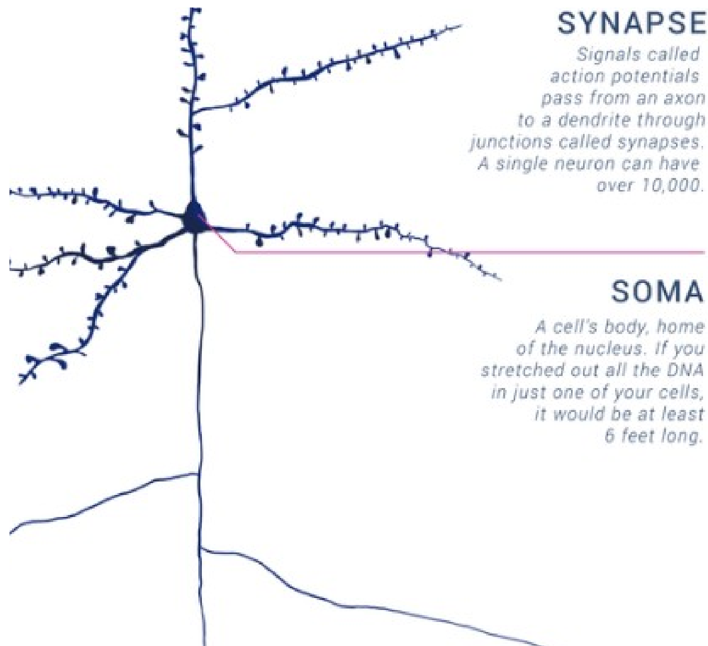
איור 11. כיצד אזור בקורטקס מנבא ניבויים ספציפיים מתוך זיכרונות משתמרים.

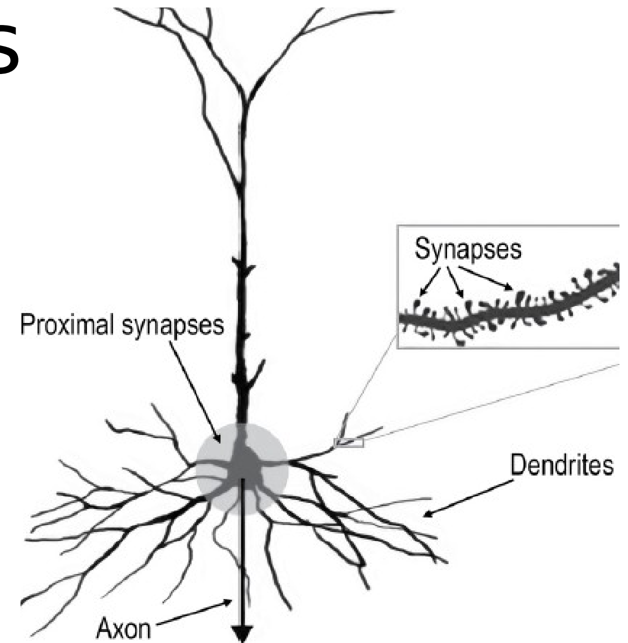
ניבוי משתמר כללי פוגש קלט/תצפית: וניבוי ספציפי הוא חיתוך של שניהם.

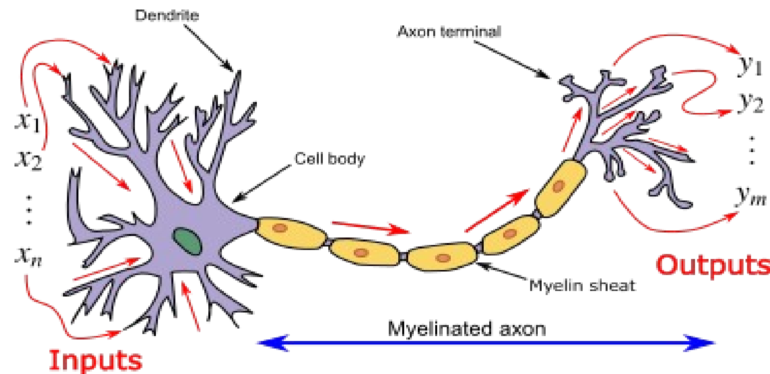
1. נניח יש ניבוי כללי בשכבה 1, אז הוא גורם לתאי שכבה 2 לשגר אותות בכל העמודות שמתאימות לניבוי הזה.
2. יש לבחור עמודה אחת מכל אלו של שכבה 2, ופה נכנס הקלט האחרון כרמז/סימן שמגיע מלמטה, ומגיע קודם לשכבה 4, אך גם מפעיל שכבה 6.
3. חיתוך של שתי הקבוצות מייצג את הניבוי הסופי הספציפי.

Thousands brains theory (Jeff Hawkins 2021)

Sequential predictions







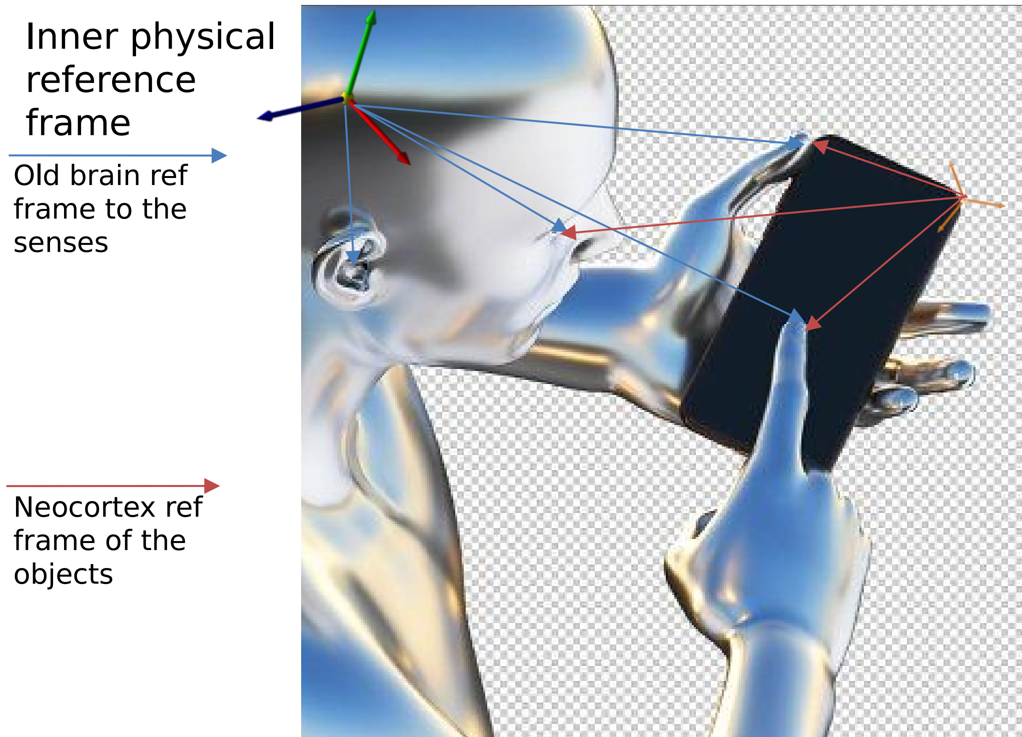
Thousands brains theory (Jeff Hawkins 2021)

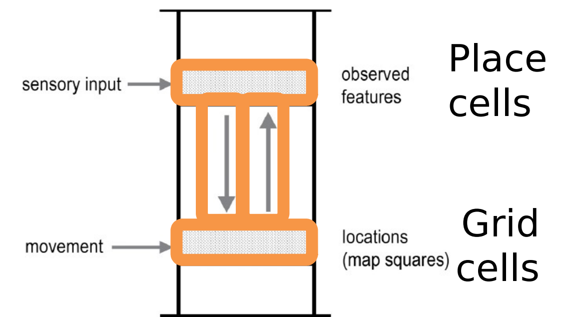
Movable predictions

Inner physical reference frame

Old brain ref frame to the senses

Neocortex ref frame of the objects





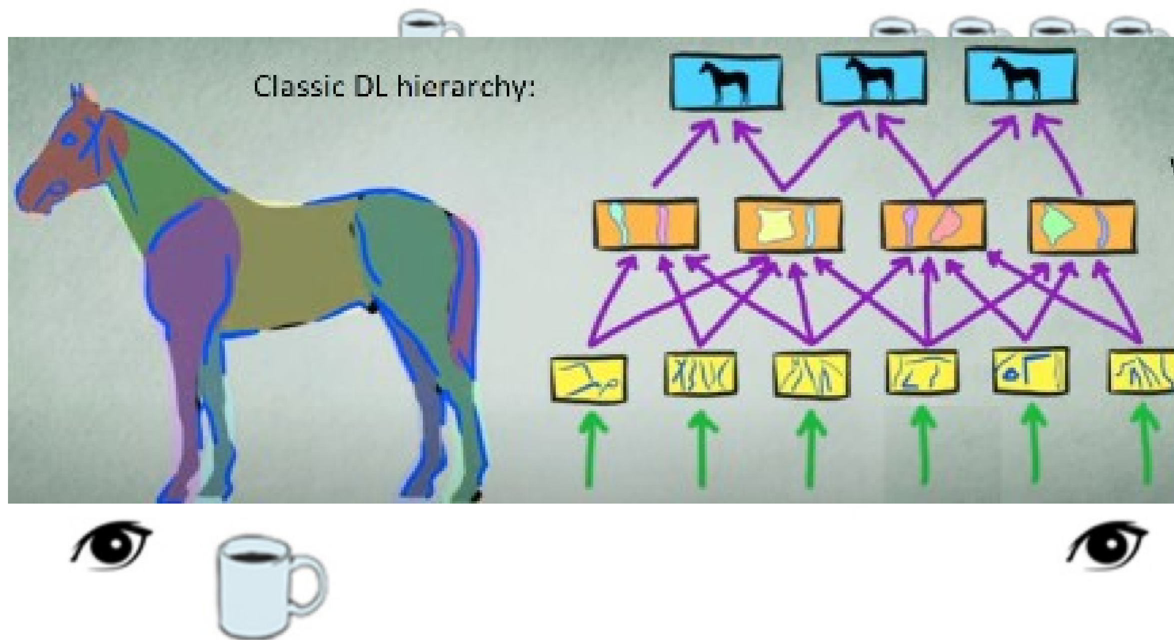
Place cells

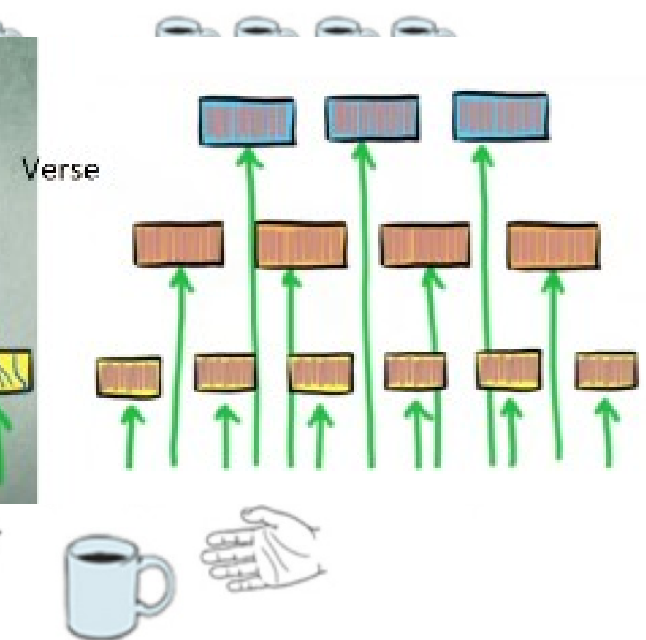
Grid cells

A model of a cortical column

Thousands brains theory (Jeff Hawkins 2021)

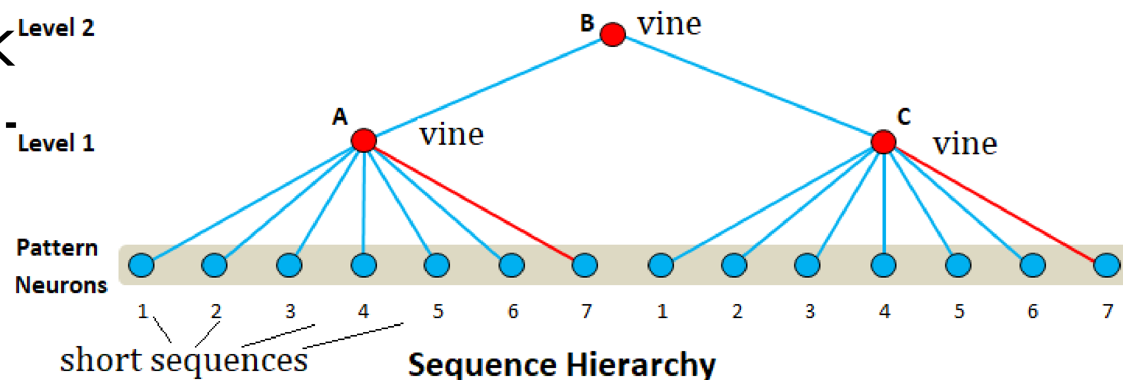
Classic View **Thousand Brains Theory**

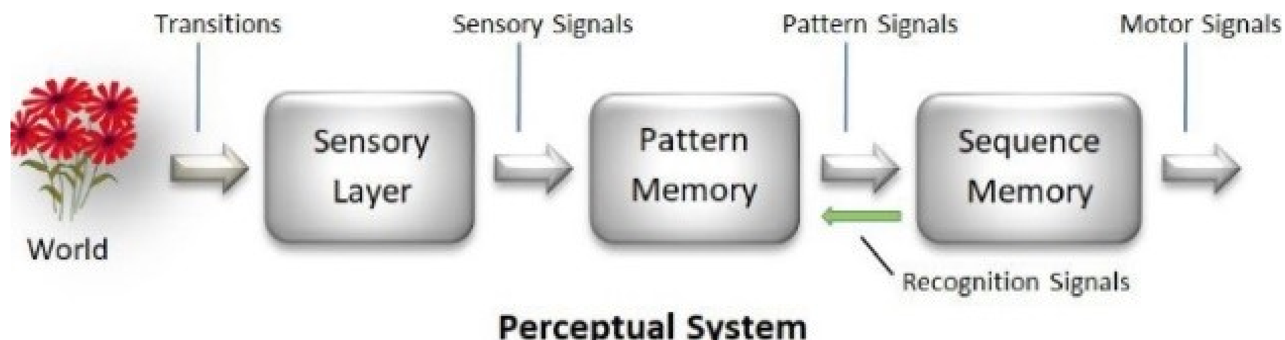




Critique of Jeff’s theory

- Direct sensing instead of modeling the world
- <u>Sequence</u> hierarchy
- Buzsák … s→action (Inside- … Outside- in..)





Consciousness Prior & [System](#) 2 - The Yoshua Bengio

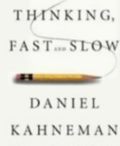
SYSTEM 1 VS. SYSTEM 2 COGNITION

2 systems (and categories of cognitive tasks):

Manipulates high-level / semantic concepts, which can be recombined combinatorially

System 1

- Intuitive, fast, **UNCONSCIOUS**, non-linguistic, habitual
- Current DL



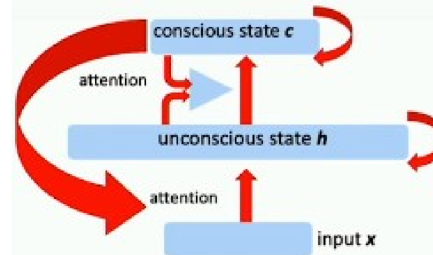
System 2

- Slow, logical, sequential, **CONSCIOUS**, linguistic, algorithmic, planning, reasoning
- Future DL





CONSCIOUSNESS PRIOR *Bengio 2017, arXiv:1709.08568*



Different kinds of attention in the brain

- **Attention: to form conscious state, thought**
- **A thought is a low-dimensional object**, few selected aspects of the unconscious state
- Need 2 high-level states:
  - Large unconscious state
  - Tiny conscious state
- Part of inference mechanism wrt joint distribution of high-level variables

Ricardo Gudwin and Global workspace theory (GWT)

- local controllers behave reactively (automatic/unconscious)
- They compete each other: most critical one → working mem
- Most critical broadc

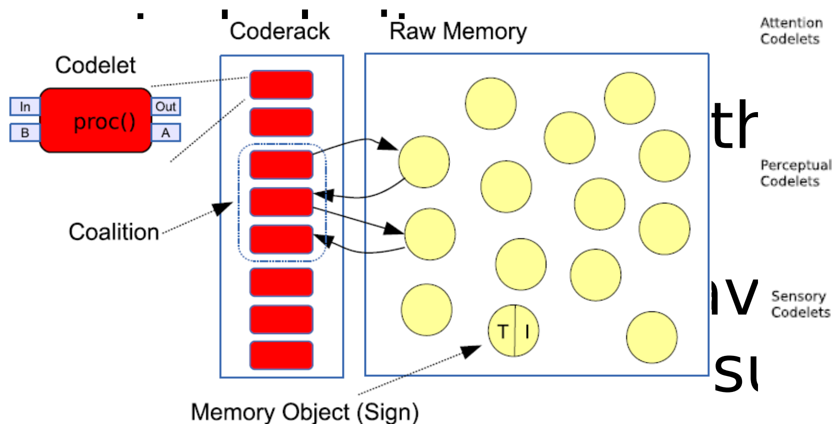


Fig. 1 The CST core subsystem.

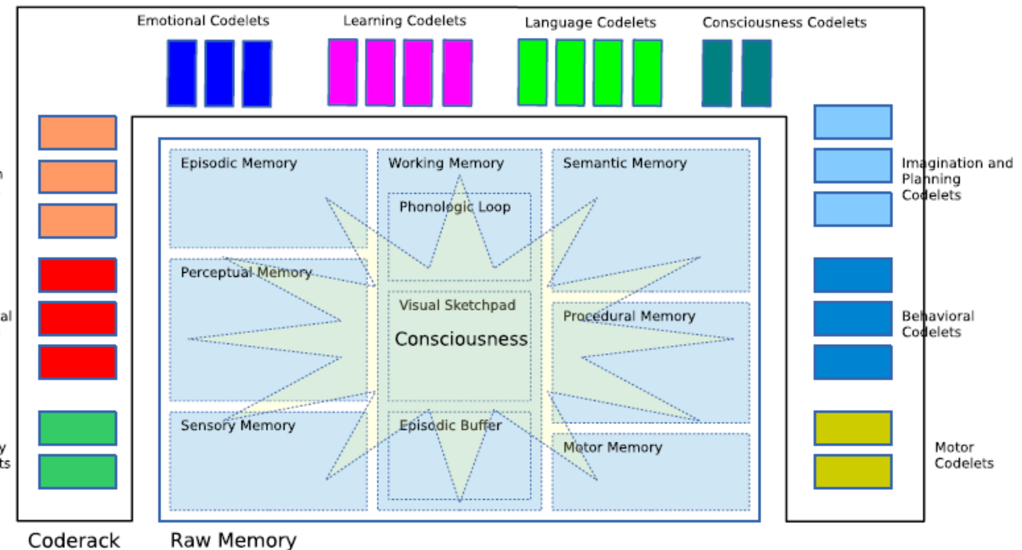


Fig. 2 The CST architecture.

codeletes (programs) and memory